



CENTRO INTERNACIONAL DE ESTUDOS  
DE DOUTORAMENTO E AVANZADOS  
DA USC (CIEDUS)

TESIS DE DOCTORADO

# **EVALUACIÓN Y PREDICCIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS URUGUAYA**

María Nela Seijas Giménez

ESCUELA DE DOCTORADO INTERNACIONAL  
PROGRAMA DE DOCTORADO EN ECONOMÍA Y EMPRESA

SANTIAGO DE COMPOSTELA  
2019







## DECLARACIÓN DE LA AUTORA DE LA TESIS

### **Evaluación y predicción del riesgo de crédito en una Institución de Microfinanzas uruguaya**

Dña. María Nela Seijas Giménez

*Presento mi tesis, siguiendo el procedimiento adecuado al Reglamento, y declaro que::*

- 1) La tesis abarca los resultados de la elaboración de mi trabajo.*
- 2) En su caso, en la tesis se hace referencia a las colaboraciones que tuvo este trabajo.*
- 3) La tesis es la versión definitiva presentada para su defensa y coincide con la versión enviada en formato electrónico.*
- 4) Confirmo que la tesis no incurre en ningún tipo de plagio de otros autores ni de trabajos presentados por mí para la obtención de otros títulos.*

*En Santiago de Compostela, a 3 de julio de 2019*

Fdo. María Nela Seijas Giménez





**AUTORIZACIÓN DE LAS DIRECTORES /  
TUTORA DE LA TESIS**  
**Evaluación y predicción del riesgo de crédito en  
una Institución de Microfinanzas uruguaya**

**Dra. D<sup>a</sup>. Milagros Vivel Búa**

Profesora Contratada Doctora. Departamento de Economía Financiera y Contabilidad. Universidade de Santiago de Compostela

**Dra. D<sup>a</sup>. Sara Fernández López**

Profesora Titular. Departamento de Economía Financiera y Contabilidad. Universidade de Santiago de Compostela

**INFORMAN:**

*Que la presente tesis, corresponde con el trabajo realizado por Dña. María Nela Seijas Giménez, bajo nuestra dirección, y autorizamos su presentación, considerando que reúne los requisitos exigidos en el Reglamento de Estudios de Doctorado de la USC, y que como directoras de esta no incurre en las causas de abstención establecidas en Ley 40/2015.*

*En Santiago de Compostela, a 3 de julio de 2019*

Fdo. Dra. Sara Fernández López

Fdo. Dra. Milagros Vivel Búa



## AGRADECIMIENTOS

En el final de esta etapa académica tan llena de aprendizajes, no quiero dejar pasar la oportunidad de agradecer a muchas personas que colaboraron para el éxito de esta experiencia.

En primer lugar, a mis Directoras de Tesis, Dras. Sara Fernández López y Milagros Vivel Búa, que me condujeron por este camino tan sinuoso y me compartieron toda su experiencia y conocimientos, permitiéndome enfrentar los momentos de desesperanza y aportándome nuevos bríos, con el objetivo de alcanzar la excelencia.

A Fabián González y Valentín Molina, que estuvieron en el inicio de este camino, y fueron piezas claves para que seleccionara el tema de investigación relacionado con los microcréditos y el *credit scoring* y pudiera comprender la relevancia de esta temática a nivel global.

A Juan Lara, quien generosamente aportó su experiencia en el desarrollo de su tesis doctoral, que ha sido el antecedente más relevante de mi propia investigación.

A la Ministra de Desarrollo Social, Marina Arismendi, por permitirme el acceso a la base de datos de microcréditos objeto de esta tesis doctoral. A Marcela González, quien primariamente me aportó la información sobre el programa de microcréditos para emprendimientos productivos y me allanó todas mis consultas y dudas, junto con Guillermo Lamas y Susana Garello, que también colaboraron activamente con su tiempo y esfuerzo en la construcción de la base de datos.

A Rosana Fernández y todos sus colaboradores, quienes desde República Microfinanzas S.A. participaron presencialmente y a la distancia en la delimitación de mi objeto de estudio.

A las autoridades de la División Política Económica y de la Superintendencia de Servicios Financieros del Banco Central del Uruguay, quienes apoyaron en distintas épocas la realización de esta instancia académica y a todos mis compañeros, que me aportaron

ideas, tiempo y aliento. Hago extensivo también el agradecimiento a la Unidad académica Finanzas y Proyectos de Inversión de la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, a la *UCU Business School* de la Universidad Católica del Uruguay y a la Comisión Sectorial de Investigación Científica de la Universidad de la República.

A los participantes en los seminarios y congresos académicos nacionales e internacionales donde tuve la oportunidad de presentar los resultados primarios de esta investigación, que me brindaron sus aportes, diferentes perspectivas y me contagiaron su entusiasmo por el tema elegido.

A todos los compañeros del Doctorado en Economía y Empresa que tuve la oportunidad de conocer en Santiago de Compostela, por su ayuda y sus palabras de ánimo así como a todo el personal de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Campus Norte, que colaboraron para maximizar el aprovechamiento de mi estancia académica.

A Lucía Rey, que me brindó su hospitalidad y me permitió vivenciar Santiago de Compostela como un residente, mitigando la melancolía de mi querido Uruguay.

A mi familia, amigos y seres queridos, que durante todo este período soportaron mis ausencias y me apoyaron a continuar.

A Joel, que ha sido un baluarte ineludible en todo este trayecto, escuchándome, alentándome a seguir y animándome a dar los pasos necesarios para avanzar, siempre avanzar.

A todos, muchas gracias.

María Nela Seijas Giménez

Julio/2019

**RESUMEN**

El objetivo principal de este documento de tesis doctoral es analizar y predecir el riesgo de crédito en una institución de microfinanzas (IMF) uruguaya, aplicando herramientas estadísticas paramétricas y no paramétricas de *credit scoring* -modelos logit y probit, análisis de supervivencia y redes neuronales- en el marco de la profundización del proceso de inclusión financiera en Uruguay. Ello permitiría dotar a estas instituciones de una mayor eficiencia en su gestión de microcréditos. Las técnicas estadísticas de evaluación y predicción de riesgo de crédito, habitualmente conocidas como *credit scoring*, consideran información sobre las características del prestatario y otras variables relevantes a efectos de estimar la futura morosidad del prestatario. Dichas técnicas, que se aplicaron desde la década de 1960 en las instituciones bancarias, generaron posteriormente una línea de investigación en el ámbito de las instituciones de microfinanzas, a partir del trabajo de Viganò (1993).

La base de datos objeto de estudio corresponde al Programa de Fortalecimiento de Emprendimientos Productivos (PFEP) del Ministerio de Desarrollo Social (MIDES), que otorga microcréditos en Uruguay a micro y pequeños emprendimientos productivos con un alto nivel de vulnerabilidad económica. En particular, se trata de una institución de microfinanzas de carácter gubernamental y con un fin estrictamente social, que corresponde al primer paradigma de las microfinanzas (Robinson, 2001). Esta base de microcréditos no ha sido incluida en investigaciones anteriores y está constituida por 1,357 microcréditos concedidos entre julio de 2012 y diciembre de 2016 y amortizados hasta febrero de 2017. Desde el punto de vista metodológico, se aplican criterios alternativos para medir la morosidad y se utilizan variables independientes relacionadas con el microcrédito, el deudor y su negocio, así como variables macroeconómicas. En los modelos de regresión logit y probit y los análisis de supervivencia se adopta una doble perspectiva a efectos de

identificar los factores determinantes del riesgo de crédito (explicativa) y asimismo individualizar aquellos factores que permiten predecirlo con mayor precisión (predictiva). Bajo el enfoque de redes neuronales, se utilizan únicamente las variables conocidas al momento de concesión del préstamo, adoptando así una perspectiva predictiva.

Los resultados indican que los incumplimientos más severos están principalmente relacionados con las características del empresario y su línea de negocio, mientras que los pequeños incumplimientos se asocian mayormente con los términos del préstamo. Considerando como morosidad que un microcrédito genere atrasos de 30 o más días en el pago de al menos una de las cuotas, se determinó un impacto negativo en el incumplimiento de aquellas variables representativas del número y valor de las cuotas del préstamo, la edad del emprendedor y el hecho de que sea mujer. Por el contrario, las variables indicativas del monto del préstamo, los subsidios concedidos al emprendedor y la cantidad de cuotas morosas en el microcrédito anterior tienen un efecto incremental sobre la morosidad. En cuanto al plazo de repago de los microcréditos, se observa un alto riesgo de impago en las primeras cuotas del préstamo, manteniéndose dicho riesgo constante entre el 20% y el 80% de devolución del microcrédito y disminuyendo en el tramo posterior. Tanto los modelos de redes neuronales como los análisis de supervivencia predicen con mayor precisión a los deudores de mayor riesgo que a los de riesgo menor, siendo mayor el poder predictivo promedio de las redes neuronales en comparación con el resto de técnicas estadísticas analizadas.

Esta investigación pretende contribuir al desarrollo de los modelos de credit scoring, analizando el mercado de microfinanzas uruguayo. Asimismo, la utilización de las técnicas investigadas permitirá realizar una gestión más eficiente del riesgo de crédito por parte del PFEP, complementando el juicio experto del oficial de crédito.

**PALABRAS CLAVE:** riesgo de crédito, microfinanzas, credit scoring, modelos explicativos, modelos predictivos



**ABSTRACT**

The main objective of this doctoral thesis document is to analyze and predict the credit risk in a Uruguayan microfinance institution (MFI), applying parametric and non-parametric credit scoring tools -logit and probit models, survival analysis and neural networks- within the framework of the financial inclusion process in Uruguay. In so doing, we contribute to providing these institution with greater efficiency in their management of microcredits. The statistical techniques of evaluation and prediction of credit risk, usually known as credit scoring, consider information about the characteristics of the borrower and other relevant variables in order to estimate the future delinquency of the borrower. These techniques, which were applied since the 1960s' in banking institutions, subsequently generated a line of research in the field of microfinance institutions, based on the work of Viganò (1993).

The database used in this study belongs to the Program for Strengthening Productive Enterprises (PFEP) of the Ministry of Social Development (MIDES), which grants microcredit to micro and small productive enterprises with a high level of economic vulnerability in Uruguay. In particular, it is a MFI with a governmental nature and strictly social purpose, which fits with the first paradigm of microfinance (Robinson, 2001). This dataset of microcredits has not been used in previous research and has been manually constructed from 1,357 microcredits granted between July, 2012 and December, 2016 and amortized until February, 2017. From the methodological point of view, alternative criteria are applied to measure delinquency. We use independent variables related to microcredit, the debtor and their business, as well as macroeconomic variables. In the logit and probit regression models, as well as in the survival analyses, a double perspective is adopted; the identification of both the determinants of credit risk and those factors that make it possible to predict it with greater precision. Under the neural network approach, only the

variables known at the time of granting the loan are used, thus adopting a predictive perspective.

The results indicate that the most severe levels of delinquency are mainly related to the characteristics of the entrepreneur and his/her line of business, while small defaults are mostly associated with the terms of the loan. Considering as delinquency that a microcredit generates arrears of 30 or more days in the payment of at least one of the installments, a negative impact was determined in the non-compliance of those variables representative of the number and value of loan installments, the age of the entrepreneur and the fact that she is a woman. In contrast, the variables referred to the loan amount, the subsidies granted to the entrepreneur and the amount of delinquent installments in the previous microcredit have an incremental effect on delinquency. Regarding the repayment period of the microcredits, there is a high risk of default in the first installments of the loan, which remains constant between 20% and 80% of the return of the microcredit and decreasing in the subsequent tranche. Both neural network models and survival analysis more accurately predict debtors at higher risk than at lower risk. Moreover, the average predictive power of neural networks is the largest of all statistical techniques analyzed.

This research aims to contribute to the development of credit scoring models, analyzing the Uruguayan microfinance market. Likewise, the use of the techniques investigated will allow a more efficient management of credit risk by the PFEP, complementing the expert judgment of the credit officer.

**KEY WORDS:** credit risk, microfinance, credit scoring, explanatory models, predictive models

**RESUMO**

O obxectivo principal deste documento de tese doctoral é analizar e prever o risco de crédito nunha institución de microfinanzas uruguaya (IMF), aplicando ferramentas de puntuación de crédito paramétricas e non paramétricas -modelos de logit e probit, análise de supervivencia e redes neuronais- no marco da profundización do proceso de inclusión financeira no Uruguai. Deste modo, poderase dotar a estas institucións dunha maior eficiencia na xestión dos microcréditos. As técnicas estatísticas de avaliación e previsión do risco de crédito, normalmente coñecidas como puntuación de crédito, consideran información sobre as características do prestatario e outras variables relevantes para estimar a morosidade futura do debedor. Estas técnicas, aplicadas desde os anos sesenta nas institucións bancarias, xeraron posteriormente unha liña de investigación no campo das institucións de microfinanzas, baseada no traballo de Viganò (1993).

A base de datos estudada corresponde ao Programa de Fortalecemento de Empresas Produtivas (PFEP) do Ministerio de Desenvolvemento Social (MIDES), que outorga o microcrédito en Uruguay a microempresas e pequenas empresas produtivas cun alto nivel de vulnerabilidade económica. En particular, é unha institución de microcrédito con orde gubernamental e estrictamente social, coincidindo neste senso coa primeira paradigma das microfinanzas (Robinson, 2001). Esta base de datos de microcréditos non foi analizada en investigación previas e consta de 1.357 préstamos desembolsados entre xullo de 2012 e decembro de 2016 e amortizados ata febreiro de 2017. Desde o punto de vista metodolóxico, usáronse varios criterios alternativos para medir o risco de crédito dos emprendementos. As variables independentes empregadas referíanse ao microcrédito, ao debedor e aos seus negocios, incluíndo tamén variables macroeconómicas. Nos modelos de regresión logit e probit e no análise de supervivencia, adoptáronse dúas perspectivas; a fin de identificar os determinantes do risco de crédito (explicativa) así como

os factores que permiten predicir dito risco con máis precisión (predictiva). Baixo o enfoque de rede neuronal, so se usaron variables coñecidas no momento do préstamo, adoptando unha perspectiva de predición. Os resultados indican que as infraccións máis graves están relacionadas principalmente coas características do empresario e da súa liña de negocio, mentres que os pequenos incumprimentos están principalmente asociados aos termos do préstamo. Considerando como incumprimento que un microcrédito xenere atrasos de 30 ou máis días no pago de polo menos unha das cuotas, determinouse un impacto negativo no incumprimento das variables representativas do número e valor das cuotas de crédito, a idade do empresario, e o feito de que sexa muller. Por contra, as variables indicadoras do importe do préstamo, as subvencións concedidas ao emprendedor e a cantidade de cuotas morosas no microcrédito anterior teñen un efecto incremental na morosidade. En canto ao período de amortización dos microcréditos, hai un alto risco de incumprimento nas primeiras cuotas do préstamo, que permanece constante entre un 20% e un 80% da evolución do microcrédito e diminúe na etapa seguinte. Tanto os modelos de redes neuronais como a análise de supervivencia predicen con máis precisión os debedores con maior risco. Ademais, o poder predictivo medio das redes neuronais é o máis grande de todas as técnicas estatísticas analizadas.

Esta investigación ten como obxectivo contribuír ao desenvolvemento de modelos de puntuación de crédito, analizando o mercado de microfinanzas uruguayo. Así mesmo, o emprego das técnicas investigadas permitirá unha xestión máis eficiente do risco de crédito pola PFEP, complementando o xuízo experto do oficial de crédito.

**PALABRAS CHAVE:** risco de crédito, microfinanzas, puntuación de crédito, modelos explicativos, modelos predictivos

## ÍNDICE ANALÍTICO

<b>ÍNDICE DE NOMENCLATURAS .....</b>	<b>33</b>
<b>INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>41</b>
<b>1. ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN DEL INTERÉS DE LA INVESTIGACIÓN .....</b>	<b>41</b>
<b>2. OBJETIVO PRINCIPAL Y OBJETIVOS INTERMEDIOS .....</b>	<b>44</b>
<b>3. METODOLOGÍA .....</b>	<b>46</b>
<b>4. ESTRUCTURA.....</b>	<b>48</b>
 <b>CAPÍTULO 1 – LA INCLUSIÓN FINANCIERA Y LAS MICROFINANZAS .....</b>	<b>51</b>
<b>1.1. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>53</b>
<b>1.2. INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN FINANCIERA: DELIMITACIÓN CONCEPTUAL Y MEDICIÓN.....</b>	<b>58</b>
1.2.1. Conceptualización de la inclusión y exclusión financiera .....	58
1.2.2. Medición de la inclusión y exclusión financiera.....	61
1.2.3. Marco legislativo de la inclusión financiera en Uruguay: Ley No. 19.210 de 29/04/2014.....	69
<b>1.3. MICROFINANZAS: MICROCRÉDITOS E INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS.....</b>	<b>73</b>
1.3.1. Marco conceptual.....	73
1.3.2. Evolución temporal de las microfinanzas y tendencias actuales.....	76
1.3.3. Instituciones de microfinanzas: precursores .....	87

1.3.3.1. La asociación de mujeres autónomas: SEWA BANK (India).....	88
1.3.3.2. Banco Grameen (Blangadesh) .....	89
1.3.3.3. Acción Internacional (América Latina) .....	92
1.3.3.4. ShoreBank International (Estados Unidos) .....	94
<b>1.4. ENFOQUES OPERATIVOS EN LA GESTIÓN MICROFINANCIERA .....</b>	<b>97</b>
1.4.1. La actividad de las IMFs: enfoques operativos .....	98
1.4.2. Tipologías de IMFs .....	99
1.4.3. La provisión de microcréditos: metodologías .....	102
<b>1.5. LAS MICROFINANZAS EN AMÉRICA LATINA.....</b>	<b>106</b>
1.5.1. Situación actual y perspectivas de la industria microfinanciera en América Latina .....	106
1.5.2. Las instituciones de microfinanzas uruguayas .....	115
1.5.3. Empresas de reducida dimensión económica en Uruguay: caracterización.....	124
<b>CAPÍTULO 2 – RIESGO DE CRÉDITO EN INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y CREDIT SCORING .....</b>	<b>139</b>
<b>2.1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>139</b>
<b>2.2. EL RIESGO DE CRÉDITO EN UNA IMF: APROXIMACIÓN CONCEPTUAL Y EVALUACIÓN .....</b>	<b>141</b>
<b>2.3. METODOLOGÍA DE CREDIT SCORING EN MICROFINANZAS: TÉCNICAS ESTADÍSTICAS.....</b>	<b>148</b>
2.3.1. Técnicas paramétricas de <i>credit scoring</i> .....	155
2.3.1.1. Modelo lineal de probabilidad .....	156
2.3.1.2. Análisis discriminante múltiple .....	158
2.3.1.3. Modelos logit.....	160

2.3.1.4. Modelos probit .....	162
2.3.1.5. Modelos tobit .....	164
2.3.1.6. Modelos paramétricos de supervivencia .....	165
2.3.2. Técnicas no paramétricas de <i>credit scoring</i> .....	168
2.3.2.1. Redes neuronales.....	168
2.3.2.2. Modelos SVM .....	171
2.3.2.3. Modelos no paramétricos de supervivencia .....	172
2.3.2.4. Árboles de clasificación y regresión .....	173
2.3.2.5. Programación genética .....	174
2.3.2.6. Métodos de suavizado no paramétrico .....	175
2.3.2.7. Programación matemática .....	176
2.3.2.8. Modelos híbridos.....	176
2.3.3. Técnicas paramétricas y no paramétricas de <i>credit scoring</i> : un resumen .....	177
2.3.4. Criterios de evaluación de herramientas estadísticas de <i>credit scoring</i> .....	182

### **CAPÍTULO 3 – EL CREDIT SCORING EN INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS: REVISIÓN DE LA LITERATURA .....189**

<b>3.1. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>191</b>
<b>3.2. <i>CREDIT SCORING</i> EN IMFs: RIESGO A PREDECIR Y METODOLOGÍA .....</b>	<b>194</b>
<b>3.3. DETERMINANTES DEL RIESGO DE CRÉDITO EN IMFs .....</b>	<b>202</b>
<b>3.4. IMFs Y MICROCRÉDITOS ORIENTADOS A LA EMPRESA: REVISIÓN DE LA LITERATURA .....</b>	<b>210</b>
3.4.1. Aplicación de una sola herramienta de <i>credit scoring</i> .....	210
3.4.2. Aplicación de varias herramientas de <i>credit scoring</i> .....	250

<b>CAPÍTULO 4 – MUESTREO Y ANÁLISIS DESCRIPTIVO .....</b>	<b>275</b>
<b>4.1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>275</b>
<b>4.2. PROGRAMA DE FORTALECIMIENTO A EMPRENDIMIENTOS         PRODUCTIVOS EN URUGUAY .....</b>	<b>276</b>
<b>4.3. MUESTRA .....</b>	<b>284</b>
<b>4.4. VARIABLES: DEFINICIÓN.....</b>	<b>287</b>
4.4.1. Variables dependientes.....	287
4.4.2. Variables independientes.....	289
<b>4.5. ESTUDIO ESTADÍSTICO-DESCRIPTIVO .....</b>	<b>291</b>
4.5.1. Variables dependientes: la morosidad.....	291
4.5.2. Variables independientes.....	294
4.5.2.1. Características del microcrédito .....	294
4.5.2.2. Características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor .....	306
4.5.2.3. Características sociodemográficas del emprendedor.....	313
4.5.2.4. Características del entorno macroeconómico .....	328
<b>4.6. ANALISIS DE CORRELACIONES .....</b>	<b>336</b>
<b>4.7. ANÁLISIS DE DIFERENCIA DE MEDIAS .....</b>	<b>350</b>
<b>4.8. MAPEO DE LAS POTENCIALES RELACIONES ENTRE         MOROSIDAD Y VARIABLES INDEPENDIENTES: CONCLUSIONES. .</b>	<b>358</b>
 <b>CAPÍTULO 5 - RIESGO DE CRÉDITO EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS URUGUAYA: ANÁLISIS ECONÓMETRICO CON MODELOS BINARIOS .....</b>	 <b>365</b>
<b>5.1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>365</b>
<b>5.2. METODOLOGÍA.....</b>	<b>366</b>



5.2.1. Variables e hipótesis .....	367
5.2.2. Especificación del modelo .....	374
<b>5.3. ANÁLISIS UNIVARIANTE.....</b>	<b>375</b>
<b>5.4. ANÁLISIS MULTIVARIANTE.....</b>	<b>382</b>
5.4.1. Perspectiva explicativa.....	382
5.4.2. Perspectiva predictiva .....	397
<b>5.5. CONCLUSIONES .....</b>	<b>405</b>
 <b>CAPÍTULO 6: TIEMPO HASTA EL INCUMPLIMIENTO EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS URUGUAYA: ANÁLISIS DE SUPERVIVENCIA .....</b>	
<b>6.1. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>409</b>
<b>6.2. METODOLOGÍA .....</b>	<b>410</b>
6.2.1. Variable “tiempo” hasta el incumplimiento .....	410
6.2.2. Especificación del modelo .....	412
<b>6.3. ANÁLISIS UNIVARIANTE.....</b>	<b>413</b>
<b>6.4. ANALISIS MULTIVARIANTE.....</b>	<b>419</b>
6.4.1. Perspectiva explicativa.....	419
6.4.2. Perspectiva predictiva .....	426
6.4.2.1. Estimación del hazard rate .....	426
6.4.2.2. Ajustes por reducción de variables.....	430
6.4.2.3. Calibración del ajuste .....	435
<b>6.5. CONCLUSIONES .....</b>	<b>438</b>

<b>CAPÍTULO 7: MODELO PREDICTIVO DE CREDIT SCORING EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS URUGUAYA: UN ENFOQUE DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES .....</b>	<b>443</b>
<b>7.1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>443</b>
<b>7.2. METODOLOGÍA.....</b>	<b>444</b>
7.2.1. Variables .....	445
7.2.2. Especificación del modelo .....	446
<b>7.3. RESULTADOS EMPÍRICOS.....</b>	<b>448</b>
<b>7.4. CONCLUSIONES.....</b>	<b>482</b>
<b>7.5. ANÁLISIS COMPARADO DE LAS METODOLOGÍAS DE <i>CREDIT</i>         <i>SCORING</i> EMPLEADAS .....</b>	<b>483</b>
 <b>CAPÍTULO 8. CONCLUSIONES .....</b>	<b>493</b>
<b>8.1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>493</b>
<b>8.2. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....</b>	<b>494</b>
<b>8.3. PRINCIPALES APORTACIONES.....</b>	<b>508</b>
<b>8.4. LIMITACIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN.....</b>	<b>510</b>
 <b>BIBLIOGRAFIA .....</b>	<b>515</b>
 <b>ANEXOS .....</b>	<b>539</b>

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.1.</b>	Evolución del volumen de crédito bruto concedido por el sector bancario al sector no financiero (en miles de dólares estadounidenses) (1998-2017) .....	56
<b>Figura 1.2.</b>	Tenencia de una cuenta bancaria en una institución financiera o de dinero móvil por parte de la población adulta global. (% , 2017).....	62
<b>Figura 1.3.</b>	Exclusión de acceso a una cuenta en una institución financiera o de dinero móvil por parte de la población adulta global (millones de personas, 2017).....	65
<b>Figura 1.4.</b>	Causas de exclusión financiera en América Latina (% , 2017) .....	66
<b>Figura 1.5.</b>	Causas de exclusión financiera en Uruguay (% , 2017).....	68
<b>Figura 1.6.</b>	Microcréditos, microfinanzas e IMF.....	75
<b>Figura 1.7.</b>	Evolución temporal de las microfinanzas .....	80
<b>Figura 1.8.</b>	Distribución de clientes activos de microfinanzas por región (% , 2017) .....	82
<b>Figura 1.9.</b>	Distribución de portafolios de microcréditos por región (% , 2017) .....	83
<b>Figura 1.10.</b>	Ranking de evaluación microfinanciera por región (2013)...	85
<b>Figura 1.11.</b>	Principales antecedentes de microfinanzas .....	97
<b>Figura 1.12.</b>	Tipologías de IMFs .....	100
<b>Figura 1.13.</b>	IMF. Metodologías de concesión de microcréditos .....	105
<b>Figura 1.14.</b>	Evolución de clientes y portafolios administrados por IMFs (millones de personas, billones de U\$S, 2010 y 2017) .....	107
<b>Figura 1.15.</b>	América Latina: Evaluación Microfinanzas e Inclusión financiera. Índice de correlación (2007, 2013, 2016) .....	114
<b>Figura 1.16.</b>	Distribución de la cartera de las IMF uruguayas según tipo de microcrédito (% , 2014).....	123
<b>Figura 1.17.</b>	Cartera de préstamos de las IMFs según producto financiero (% , 2014) .....	124

<b>Figura 1.18.</b>	Número de MIPyMEs según tipo de empresa y porcentaje en el total (2016).....	126
<b>Figura 1.19.</b>	Evolución de distribución de emprendedores de MIPyMEs según sexo (% , 2008, 2012, 2017) .....	128
<b>Figura 1.20.</b>	Distribución de MIPyMEs por región geográfica según tipo de empresa (% , 2008, 2012 y 2017).....	129
<b>Figura 1.21.</b>	Distribución de MIPyMEs por sector de actividad (% del total, 2012, 2017).....	130
<b>Figura 1.22.</b>	Momento de formalización de MIPyMEs según tipo de empresa (% , 2012, 2017).....	132
<b>Figura 1.23.</b>	Acceso al crédito de MIPyMEs en el período (% por tipo de empresa, 2014-2016) .....	134
<b>Figura 2.1.</b>	Factores determinantes del riesgo de crédito según Pascale (2009) .....	143
<b>Figura 2.2.</b>	Enfoques en la evaluación del riesgo de crédito en una IMF	146
<b>Figura 2.3.</b>	Técnicas estadísticas de <i>credit scoring</i> .....	155
<b>Figura 2.4.</b>	Función de distribución acumulada: Modelos logit y probit	163
<b>Figura 2.5.</b>	Función de supervivencia teórica .....	167
<b>Figura 2.6.</b>	Representación de una red neuronal.....	170
<b>Figura 2.7.</b>	Curva COR .....	184
<b>Figura 4.1.</b>	Análisis de solicitudes de financiamiento presentadas al PFEP. Secuencia cronológica.....	279
<b>Figura 4.2.</b>	Evolución anual del impago según criterio de morosidad 2012-2016.....	293
<b>Figura 4.3.</b>	Distribución del importe del microcrédito [ <i>importeoper</i> ] por año de desembolso [ <i>año_cred</i> ] 2012-2016.....	296
<b>Figura 4.4.</b>	Distribución de microcréditos según valor de la cuota [ <i>valorcuota</i> ] 2012-2016 .....	299
<b>Figura 4.5.</b>	Distribución de microcréditos según el porcentaje del primer subsidio sobre el total del apoyo económico [ <i>porc_subs_1</i> ] 2012-2016 .....	304
<b>Figura 4.6.</b>	Distribución de microcréditos según el porcentaje del segundo subsidio sobre el total del apoyo económico [ <i>porc_subs_2</i> ] 2012-2016 .....	305

<b>Figura 4.7.</b>	Dispersión entre el importe total del apoyo económico [ <i>importeapoyo</i> ] y el importe del microcrédito [ <i>importeoper</i> ] 2012-2016 .....	306
<b>Figura 4.8.</b>	Distribución de microcréditos pagos y morosos por sexo de emprendedor [ <i>tipo_emprendedor</i> ] 2012-2016.....	316
<b>Figura 4.9.</b>	Distribución por frecuencias de la edad del emprendedor [ <i>edad_cred</i> ] 2012-2016 .....	317
<b>Figura 4.10.</b>	Pirámide de población de emprendedores 2012-2016 .....	320
<b>Figura 4.11.</b>	Distribución de antigüedad por año de desembolso [ <i>año_cred</i> ] 2012-2016 .....	328
<b>Figura 4.12.</b>	Evolución del IPC. 2012-2016.....	330
<b>Figura 4.13.</b>	Evolución del nivel de salarios real de la economía. 2012-2016.....	331
<b>Figura 4.14.</b>	Evolución de tasas medias de interés para préstamos a microempresas. 2012-2016 .....	333
<b>Figura 4.15.</b>	Evolución del nivel de empleo de la economía. 2012-2016	334
<b>Figura 4.16.</b>	Variación anual tarifas luz y agua. 2012-2016.....	335
<b>Figura 4.17.</b>	Evolución del PBI trimestral. 2012-2016.....	336
<b>Figura 5.1.</b>	Impacto de variables independientes por grupo de variables explicativas. Modelos logit .....	396
<b>Figura 5.2.</b>	Sensibilidad y Especificidad según definición de morosidad. Modelos logit .....	397
<b>Figura 5.3.</b>	Determinación de número óptimo de variables.....	399
<b>Figura 6.1.</b>	Distribución del número de préstamos impagados según el porcentaje recuperado del importe prestado por la IMF .....	414
<b>Figura 6.2.</b>	Evolución del porcentaje de préstamos que no registraron impagos en relación al porcentaje recuperado del importe prestado .....	416
<b>Figura 6.3.</b>	Tasa instantánea de impago en función del porcentaje recuperado del importe del préstamo .....	418
<b>Figura 6.4.</b>	Estimación de densidad Kernel. Modelo de regresión lineal	419
<b>Figura 6.5.</b>	Comparación del área debajo de la curva (ROC) entre distintas penalizaciones .....	431
<b>Figura 6.6.</b>	Área debajo de la curva (ROC) considerando distintos valores de recuperación.....	434

<b>Figura 6.7.</b>	Probabilidad de recuperación del microcrédito según clasificación de préstamos en grupos de bajo, medio y alto riesgo .....	436
<b>Figura 6.8.</b>	Nomograma del modelo de COX penalizado mediante AENET .....	438
<b>Figura 7.1.</b>	Sensibilidad y Especificidad. [cuotamas30] .....	452
<b>Figura 7.2.</b>	Importancia de las variables. [cuotamas30] .....	454
<b>Figura 7.3.</b>	Sensibilidad y Especificidad [promediotomas30] .....	458
<b>Figura 7.4.</b>	Importancia de las variables. [promediotomas30] .....	460
<b>Figura 7.5.</b>	Sensibilidad y Especificidad [promediotomas0] .....	464
<b>Figura 7.6.</b>	Importancia de las variables [promediotomas0] .....	466
<b>Figura 7.7.</b>	Sensibilidad y Especificidad [mitad_o_menos] .....	470
<b>Figura 7.8.</b>	Importancia de las variables [mitad_o_menos] .....	472
<b>Figura 7.9.</b>	Sensibilidad y Especificidad [primeracuotaonada] .....	476
<b>Figura 7.10.</b>	Importancia de las variables [primeracuotaonada] .....	478



## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1.</b>	Relación entre objetivos, metodología y estructura de la investigación .....	47
<b>Tabla 1.1.</b>	Indicadores de inclusión financiera (% , 2014, 2015).....	63
<b>Tabla 1.2.</b>	Ranking de países latinoamericanos según índice de evaluación de microfinanzas e inclusión financiera (2007, 2013, 2016 y 2018) .....	112
<b>Tabla 1.3.</b>	Instituciones de microfinanzas uruguayas .....	119
<b>Tabla 1.4.</b>	Requisitos legales en Uruguay para la categorización empresarial de las MIPyMEs .....	125
<b>Tabla 1.5.</b>	Momento de formalización de MIPyMEs (% del total, 2012, 2017) .....	131
<b>Tabla 2.1.</b>	Técnicas paramétricas de <i>credit scoring</i> : sumario .....	178
<b>Tabla 2.2.</b>	Técnicas no paramétricas de <i>credit scoring</i> : sumario .....	180
<b>Tabla 2.3.</b>	Tabla de confusión .....	183
<b>Tabla 2.4.</b>	Criterios de evaluación de <i>credit scoring</i> . Utilización en la literatura relevada.....	187
<b>Tabla 3.1.</b>	Resumen de la literatura sobre <i>credit scoring</i> en microfinanzas: riesgo a predecir y metodología .....	198
<b>Tabla 3.2.</b>	Resumen de la literatura sobre <i>credit scoring</i> en microfinanzas: número y tipo de variables .....	205
<b>Tabla 3.3.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Viganò (1993).....	212
<b>Tabla 3.4.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Sharma y Zeller (1997).....	214
<b>Tabla 3.5.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Zeller (1998) .....	216
<b>Tabla 3.6.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Reinke (1998) .....	217
<b>Tabla 3.7.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Schreiner (2004a, 2004b, 2003, 1999a, 1999b).....	219
<b>Tabla 3.8.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Vogelgesang (2003).....	220
<b>Tabla 3.9.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Dellien y Schreiner (2005) y Dellien (2003).....	223
<b>Tabla 3.10.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Pagura (2004) .....	225

<b>Tabla 3.11.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Beledo <i>et al.</i> (2007)	226
<b>Tabla 3.12.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Dinh y Kleimeier (2007)	229
<b>Tabla 3.13.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Bekele y Worku (2008)	230
<b>Tabla 3.14.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Deininger y Liu (2009)	231
<b>Tabla 3.15.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Lara <i>et al.</i> (2014), Lara <i>et al.</i> (2011), Rayo <i>et al.</i> (2010) y Lara (2010) – EDPYME Proempresa	233
<b>Tabla 3.16.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Lara <i>et al.</i> (2014) y Lara (2010) – CMAC de Tacna	235
<b>Tabla 3.17.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Babajide (2011)	237
<b>Tabla 3.18.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Mittal <i>et al.</i> (2011)	238
<b>Tabla 3.19.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Van Gool <i>et al.</i> (2012)	240
<b>Tabla 3.20.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Kinda y Achonu (2012)	241
<b>Tabla 3.21.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Bumacov <i>et al.</i> (2014)	243
<b>Tabla 3.22.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Serrano <i>et al.</i> (2016)	244
<b>Tabla 3.23.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Pantoja (2016)	245
<b>Tabla 3.24.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Römer y Mußhoff (2017)	246
<b>Tabla 3.25.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Mota <i>et al.</i> (2018)	248
<b>Tabla 3.26.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Zhang <i>et al.</i> (2018)	249
<b>Tabla 3.27.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Bensic <i>et al.</i> (2005)	251
<b>Tabla 3.28.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Diallo (2006)	252
<b>Tabla 3.29.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Kim y Sohn (2010)	254
<b>Tabla 3.30.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014) y Cubiles <i>et al.</i> (2013)	257
<b>Tabla 3.31.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Baklouti (2014)	259
<b>Tabla 3.32.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Abdou <i>et al.</i> (2014)	260



<b>Tabla 3.33.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en De Cnudde <i>et al.</i> (2015).....	262
<b>Tabla 3.34.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Bos <i>et al.</i> (2015) ...	264
<b>Tabla 3.35.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Kammoun y Triki (2016).....	265
<b>Tabla 3.36.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Ayouche <i>et al.</i> (2017).....	266
<b>Tabla 3.37.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Bourlès y Cozarenco (2017).....	268
<b>Tabla 3.38.</b>	Determinantes del riesgo de crédito en Hassan <i>et al.</i> (2018)	269
<b>Tabla 4.1.</b>	Matriz de evaluación de proyectos de emprendimientos ....	282
<b>Tabla 4.2.</b>	Detalle de variables independientes .....	290
<b>Tabla 4.3.</b>	Distribución del impago según definición de morosidad 2012-2016 .....	292
<b>Tabla 4.4.</b>	Evolución anual de distribución porcentual entre microcréditos pagos y morosos. 2012-2016.....	293
<b>Tabla 4.5.</b>	Estadísticos descriptivos. Características del microcrédito 2012-2016 .....	295
<b>Tabla 4.6.</b>	Distribución del número de microcréditos otorgados según año de desembolso [ <i>año_cred</i> ] 2012-2016.....	296
<b>Tabla 4.7.</b>	Importe medio del microcrédito [ <i>importeoper</i> ] según definición de morosidad. 2012-2016.....	298
<b>Tabla 4.8.</b>	Distribución de media de valor de la cuota [ <i>valorcuota</i> ] según definición de morosidad. 2012-2016 .....	300
<b>Tabla 4.9.</b>	Distribución de los microcréditos según número de cuotas [ <i>nrocuota</i> ] 2012-2016.....	301
<b>Tabla 4.10.</b>	Estadísticos descriptivos de las características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor 2012-2016.....	307
<b>Tabla 4.11.</b>	Distribución de las cuotas pagadas del microcrédito anterior [ <i>cuotas_pagadas</i> ] según definición de morosidad 2012-2016 .....	309
<b>Tabla 4.12.</b>	Distribución de las cuotas morosas del microcrédito anterior [ <i>cuotas_morosas</i> ] según definición de morosidad 2012-2016 .....	311
<b>Tabla 4.13.</b>	Distribución del número de microcréditos concedidos con anterioridad [ <i>cred_ant</i> ] según nro. de créditos .....	312

<b>Tabla 4.14.</b>	Distribución del número de microcréditos concedidos en el último año [ <i>cred_ult_año</i> ] según número de microcréditos 2012-2016.....	312
<b>Tabla 4.15.</b>	Distribución del porcentaje pagado del microcrédito anterior [ <i>porc_ult_cred</i> ] según año de desembolso [ <i>año_cred</i> ] 2012-2016 .....	313
<b>Tabla 4.16.</b>	Estadísticos descriptivos de las características sociodemográficas del emprendedor 2012-2016.....	314
<b>Tabla 4.17.</b>	Distribución de microcréditos pagos y morosos según sexo de emprendedor [ <i>tipo_emprendedor</i> ] 2012-2016 .....	315
<b>Tabla 4.18.</b>	Distribución de microcréditos según edad [ <i>edad_cred</i> ] y sexo del emprendedor [ <i>tipo_emprendedor</i> ]. 2012-2016.....	318
<b>Tabla 4.19.</b>	Definición de regiones geográficas .....	320
<b>Tabla 4.20.</b>	Distribución anual de microcréditos según regiones geográficas [ <i>region</i> ] 2012-2016.....	322
<b>Tabla 4.21.</b>	Distribución de microcréditos según regiones geográficas [ <i>region</i> ] y definición de morosidad 2012-2016 .....	323
<b>Tabla 4.22.</b>	Distribución de microcréditos por sector de actividad [ <i>sect_act</i> ] 2012-2016 .....	324
<b>Tabla 4.23.</b>	Distribución de microcréditos según sectores de actividad [ <i>sect_act</i> ] y definición de morosidad 2012-2016.....	326
<b>Tabla 4.24.</b>	Distribución de media de los años de antigüedad el emprendedor como cliente del PFEP [ <i>antigüedad</i> ] según definición de morosidad 2012-2016.....	327
<b>Tabla 4.25.</b>	Estadísticos descriptivos de las características del entorno macroeconómico (2012-2016).....	329
<b>Tabla 4.26.</b>	Correlación de las características del microcrédito según definición de morosidad .....	339
<b>Tabla 4.27.</b>	Correlación de los antecedentes de pago del emprendedor según definición de morosidad.....	341
<b>Tabla 4.28.</b>	Correlación de las características del emprendedor según definición de morosidad .....	343
<b>Tabla 4.29.</b>	Correlación de categorías de [ <i>region</i> ] según definición de morosidad .....	345
<b>Tabla 4.30.</b>	Correlación de categorías de [ <i>sect_act</i> ] según definición de morosidad .....	346

<b>Tabla 4.31.</b>	Correlación de las características del entorno económico según definición de morosidad.....	349
<b>Tabla 4.32.</b>	Comparación de variables entre morosos y no morosos según [cuotamas30].....	350
<b>Tabla 4.33.</b>	Comparación de variables entre morosos y no morosos según [promedias30] .....	351
<b>Tabla 4.34.</b>	Comparación de variables entre morosos y no morosos según [promedias0] .....	352
<b>Tabla 4.35.</b>	Comparación de variables entre morosos y no morosos según [mitad_o_menos].....	353
<b>Tabla 4.36.</b>	Comparación de variables entre morosos y no morosos según [primeracuotaonada] .....	354
<b>Tabla 4.37.</b>	Resumen estudio estadístico-descriptivo .....	360
<b>Tabla 5.1.</b>	Descripción de variables dependientes .....	368
<b>Tabla 5.2.</b>	Descripción de variables independientes. Características del microcrédito .....	369
<b>Tabla 5.3.</b>	Descripción de variables independientes. Características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor .....	370
<b>Tabla 5.4.</b>	Descripción de variables independientes. Características del emprendedor.....	371
<b>Tabla 5.5.</b>	Descripción de variables independientes. Variables del entorno macroeconómico .....	373
<b>Tabla 5.6.</b>	Estadística descriptiva de las variables independientes por submuestras (morosos vs. no morosos).....	380
<b>Tabla 5.7.</b>	Resultados modelos logit explicativos .....	388
<b>Tabla 5.8.</b>	Resultados modelos probit explicativos.....	390
<b>Tabla 5.9.</b>	Efectos marginales en la probabilidad de morosidad. Modelos logit .....	394
<b>Tabla 5.10.</b>	Resultados modelo logit predictivo.....	403
<b>Tabla 6.1.</b>	Definición de variables dependientes.....	411
<b>Tabla 6.2.</b>	Distribución de microcréditos según porcentaje de recuperación .....	416
<b>Tabla 6.3.</b>	Estadísticos descriptivos .....	418
<b>Tabla 6.4.</b>	Tests de normalidad de residuos. Modelo de regresión lineal.....	419

<b>Tabla 6.5.</b>	Análisis univariante de supervivencia – Perspectiva explicativa .....	421
<b>Tabla 6.6.</b>	Análisis multivariante de supervivencia mediante el modelo de COX – Perspectiva explicativa .....	423
<b>Tabla 6.7.</b>	Análisis de robustez (Distribuciones Exponencial, Weibull y Gompertz).....	425
<b>Tabla 6.8.</b>	Análisis univariante de supervivencia – Perspectiva predictiva .....	427
<b>Tabla 6.9.</b>	Análisis multivariante de supervivencia mediante el modelo de COX – Perspectiva predictiva .....	428
<b>Tabla 6.10.</b>	Análisis multivariante de supervivencia mediante un modelo de COX penalizado (AENET).....	433
<b>Tabla 6.11.</b>	Porcentaje medio esperado de recuperación y real para cada uno de los tres grupos de riesgo .....	435
<b>Tabla 7.1.</b>	Resumen de procesamiento de observaciones [cuotamas30].....	448
<b>Tabla 7.2.</b>	Resumen del modelo. [cuotamas30].....	449
<b>Tabla 7.3.</b>	Resultados de clasificación [cuotamas30] .....	451
<b>Tabla 7.4.</b>	Importancia normalizada de variables explicativas [cuotamas30].....	453
<b>Tabla 7.5.</b>	Resumen de procesamiento de observaciones [promedias30] .....	455
<b>Tabla 7.6.</b>	Resumen del modelo [promedias30] .....	456
<b>Tabla 7.7.</b>	Clasificación [promedias30] .....	457
<b>Tabla 7.8.</b>	Importancia normalizada de variables explicativas [promedias30] .....	459
<b>Tabla 7.9.</b>	Resumen de procesamiento de observaciones [promedias0] .....	460
<b>Tabla 7.10.</b>	Resumen del modelo [promedio mas0] .....	461
<b>Tabla 7.11.</b>	Clasificación [promedio mas0] .....	463
<b>Tabla 7.12.</b>	Importancia normalizada de variables explicativas [promedias0] .....	465
<b>Tabla 7.13.</b>	Resumen de procesamiento de observaciones [mitad_o_menos].....	467
<b>Tabla 7.14.</b>	Resumen del modelo [mitad_o_menos].....	468

<b>Tabla 7.15.</b>	Clasificación [ <i>mitad_o_menos</i> ] .....	469
<b>Tabla 7.16.</b>	Importancia normalizada de variables explicativas [ <i>mitad_o_menos</i> ] .....	471
<b>Tabla 7.17.</b>	Resumen de procesamiento de observaciones [ <i>primeracuotaonada</i> ] .....	473
<b>Tabla 7.18.</b>	Resumen del modelo [ <i>primeracuotaonada</i> ] .....	474
<b>Tabla 7.19.</b>	Clasificación [ <i>primeracuotaonada</i> ] .....	475
<b>Tabla 7.20.</b>	Importancia normalizada de variables explicativas [ <i>primeracuotaonada</i> ] .....	477
<b>Tabla 7.21.</b>	Resumen de medidas de performance. Muestra de entrenamiento. MLP .....	480
<b>Tabla 7.22.</b>	Resumen de medidas de performance. Muestra de entrenamiento. RBF .....	480
<b>Tabla 7.23.</b>	Resumen de medidas de performance. Muestra de validación. MLP .....	481
<b>Tabla 7.24.</b>	Resumen de medidas de performance. Muestra de validación. RBF .....	482
<b>Tabla 7.25.</b>	Criterios de evaluación. Análisis comparado de modelos predictivos .....	489



## ÍNDICE DE NOMENCLATURAS

AFI.	Alliance for Financial Inclusion. Alianza para la Inclusión Financiera
AFT.	Accelerated Failure Time Model. Modelo de tiempo acelerado de fallos
ALC.	América Latina y el Caribe
ANDC.	Associação Nacional de Direito ao Crédito. Asociación Nacional para el Derecho al Crédito
ANDE.	Agencia Nacional de Desarrollo
ASA.	Association for Social Advancement
AUC.	Area Under the Curve. Area bajo la curva COR
BCU.	Banco Central del Uruguay
BID.	Banco Interamericano de Desarrollo
BM.	Banco Mundial
BRAC.	Blangadesh Rural Advancement Committee
BROU.	Banco de la República Oriental del Uruguay
BS.	Brier Score. Índice de Brier
CAIF.	Centros de Atención a la Infancia y la Familia
CART.	Classification and Regression Trees. Árboles de clasificación y regresión
CCR.	Correct Classification Rate. Porcentaje general de aciertos
CEPAL.	Comisión Económica para América Latina y el Caribe
CEPALSTAT.	Bases de Datos y Publicaciones Estadísticas (CEPAL)
CFA.	Chartered Financial Analyst. Analista financiero certificado

CFI.	Corporación Financiera Internacional
CGAP.	Consultative Group to Assist the Poor. Grupo Consultivo de Ayuda a la Población Pobre
CIIU.	Clasificación Industrial Internacional Uniforme
CINTEPA.	Cooperativa de Ahorro y Crédito INTEPA
CMAC.	Caja Municipal de Ahorro y Crédito (Perú)
CNCA.	Caisse Nationale de Credit Agricole.
COMAC.	Cooperativa Maestros de Ahorro y Crédito
COR.	Receiver Operating Characteristics. Características operativas del receptor
CREDIREF.	Sistema de evaluación crediticia (Guatemala)
DINAPYME.	Dirección Nacional de Artesanías, Pequeñas y Medianas Empresas
DIPRODE.	Dirección de Proyectos de Desarrollo
ECH.	Encuesta Continua de Hogares
EDPYME.	Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Mediana Empresa (Perú)
EFHU.	Encuesta Financiera de los Hogares Uruguayos
EIU.	Economist Intelligence Unit. Unidad de Inteligencia de la publicación The Economist
EMC.	Expected misclassification cost. Costo esperado por errores en la clasificación
e-MFP.	European Microfinance Platform. Plataforma Europea de Microfinanzas
FDIC.	Federal Deposit Insurance Corporation. Corporación Federal de Seguros de Depósitos
FEDU.	Fundación Ecuménica de Desarrollo del Uruguay
FIL.	Fondo de Iniciativas Locales (MIDES)



FINCA.	Foundation for International Community Assistance. Fundación para la Asistencia Comunitaria Internacional
FINTECH.	Financial Technology. Empresas que aplican tecnología a los servicios financieros
FN.	Falso negativo
FNCE.	Fédération nationale des Caisses d'Epargne. Federación Nacional de Cajas de Ahorro
FOCEM.	Fondo para la Convergencia Estructural del MERCOSUR
FOMIN.	Fondo Multilateral de Inversiones. Multilateral Investment Fund
FP.	Falso positivo
FUAM.	Fundación Uruguay de Apoyo a la Mujer
FUCAC.	Federación Uruguay de Cooperativas de Ahorro y Credito
IMF.	Institución de Microfinanzas
IMS.	Índice Medio de Salarios
INE.	Instituto Nacional de Estadística
INEI.	Instituto Nacional de Estadística e Informática
IPC.	Índice de Precios del Consumo
IPRU.	Instituto de Promoción Económico-Social del Uruguay
IVA.	Impuesto al Valor Agregado
MCO.	Mínimos Cuadrados Ordinarios
MCP.	Mínimos Cuadrados Ponderados
MEF.	Ministerio de Economía y Finanzas
MERCOSUR.	Mercado Común del Sur

MGAP.	Ministerio de Ganadería y Pesca
MIDES.	Ministerio de Desarrollo Social
MIEM.	Ministerio de Industria, Energía y Minería
MIPyMEs.	Micro, pequeñas y medianas empresas
MIX.	Microfinance Information Exchange. Plataforma de intercambio de información sobre microfinanzas
MTSS.	Ministerio de Trabajo y Seguridad Social
MyPES.	Micro y pequeñas empresas
NBC.	Ex Nuevo Banco Comercial
OIF.	Observatorio de Inclusión Financiera de la Universidad de la República
ONG.	Organización No Gubernamental
OPP.	Oficina de Planeamiento y Presupuesto
OSC.	Organización de Sociedad Civil
OSE.	Obras Sanitarias del Estado
P2P.	Peer-to-peer lending. Préstamos entre pares
PANES.	Plan de Asistencia Nacional a la Emergencia Social
PBI.	Producto Bruto Interno
PEA.	Población Económicamente Activa
PFEP.	Programa de Fortalecimiento a Emprendimientos Productivos (MIDES)
PFM.	Paquete de Fomento de Microfinanzas (ANDE)
PIP.	Programa de Inversión Productiva (MTSS)
PMAP.	Programa de Microfinanzas y Articulación Productiva (DIPRODE/OPP)
POP.	Proyecto de Opción Productiva (MIDES)
POS.	Point of Sale. Red de terminales de puntos de venta

PRODEM.	Fundación para Promoción y el Desarrollo de la Microempresa
PYMEs.	Pequeñas y medianas empresas
RDRS.	Rangpur Dinajpur Rural Service
RMSA.	República Microfinanzas S.A.
ROSCAS.	Asociaciones de ahorro y créditos rotativos
RPAE.	Registro Permanente de Actividades Económicas (INE)
SEWA.	Self-Employed Women's Association
SNPV.	Social Net Present Value. Valor Presente Neto Social
SVM.	Support Vector Machine. Máquinas de soporte vectorial
TELCO.	TELEphone Company. Proveedor local de servicios de telefonía
U.I.	Unidad Indexada a la Inflación
UFA2020.	Universal Financial Access 2020. Acceso financiero universal 2020
UTE.	Administración Nacional de Usinas y Trasmisiones Eléctricas
VN.	Verdadero negativo
VO.	Village Organizations. Organizaciones vecinales
VP.	Verdadero positivo
WoE.	Weight of Evidence. Ponderación de la evidencia



---

## INTRODUCCIÓN

---

1. ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN DEL INTERÉS DE LA INVESTIGACIÓN
2. OBJETIVOS
3. METODOLOGÍA
4. ESTRUCTURA



## INTRODUCCIÓN

### 1. ANTECEDENTES Y JUSTIFICACIÓN DEL INTERÉS DE LA INVESTIGACIÓN

Uruguay es un país situado en América del Sur, con una superficie de 176,215 km<sup>2</sup>, distribuida en 19 departamentos, cuya capital es Montevideo. Según datos del Instituto Nacional de Estadística (INE), en 2017 tenía una población de 3,493,205 habitantes que presentaba una esperanza de vida al nacer de 77.55 años (INE, 2018a, 2018b). En 2017, su Producto Bruto Interno (PBI) per Cápita era de U\$S 16,245.60 (Banco Mundial, 2019) y es considerado por el Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) como un país de desarrollo humano muy alto, encontrándose en el lugar 55 del ranking global del Indicador de Desarrollo Humano (IDH) a 2017 (PNUD, 2018).

Según datos del INE a 2016, las micro y pequeñas empresas (MyPEs) representan el 96.64% del total de empresas formales en Uruguay, ocupando el 46.30% de la fuerza laboral del sector privado (INE, 2017). Este tipo de empresas representa en consecuencia uno de los pilares de la economía uruguaya y sin embargo enfrenta numerosas dificultades, en particular en lo referente a las restricciones crediticias (Melgar, 2000; De León *et al.*, 2012).

La Dirección Nacional de Artesanías, Pequeñas y Medianas Empresas (DINAMYPE) analiza las dificultades de acceso al crédito de las empresas uruguayas, verificando que a menor tamaño de empresa, mayor es la dificultad de acceso al crédito. La edición 2017 de la Encuesta Nacional a MIPyMEs (Micro, pequeñas y medianas empresas) Industriales, Comerciales y de Servicios establece que un 83% de las MIPyMEs no obtuvo crédito bancario en el período 2014-2016, mientras que el 73% de no accedió a ningún crédito formal –

bancario o no bancario (DINAPYME, 2018). La referida encuesta señala asimismo que el porcentaje de empresas a las que le fue negado algún crédito en el período 2014-2016 ascendió al 7%. En cuanto a los principales motivos de rechazo, se indican la falta de ingresos o ventas (17%), la reducida antigüedad de las MIPyMEs (9%) y documentación incompleta o falta de certificados de estar al día con los organismos tributarios (9%), lo que obstaculizaba su acceso al crédito, limitando su crecimiento y desarrollo sostenible. Por otro lado, un 7% de las empresas responden que utilizan como fuente de financiamiento el crédito no bancario –de instituciones financieras de microcrédito o crédito a MIPyMES.

Al respecto, las empresas de reducida dimensión económica uruguayas -que corresponden básicamente a las MyPEs en Uruguay- recurren tradicionalmente al autofinanciamiento o bien a fondos provistos por familiares o amigos para desarrollar su actividad, acudiendo al financiamiento formal bancario de forma esporádica. Caumont (2010) señala asimismo que es habitual el financiamiento a través de proveedores y empresas no financieras, esto es, empresas de distribución de bienes o prestación de servicios que financian sus ventas directamente a los clientes.

Desde 2005, el gobierno uruguayo ha realizado reformas estructurales en el marco del Programa de Inclusión Financiera, a efectos de posibilitar el acceso y uso de los servicios financieros por parte de toda la población y las empresas, en particular de los hogares de menores ingresos y las MyPEs. Dichas reformas se plasmaron en la emisión de la Ley de Inclusión Financiera y Promoción de Uso de Medios de Pago Electrónicos en 2014 (Ministerio de Economía y Finanzas –MEF–, 2016). Si bien hay muchas definiciones alternativas de inclusión financiera, para el Banco Mundial se entiende como la proporción de individuos y empresas que utilizan servicios financieros de crédito, ahorro, pagos y seguros. Previamente a la emisión de la mencionada ley, el nivel de inclusión financiera de Uruguay fue calificado como bajo por el MEF uruguayo, apuntando, entre otros aspectos, a los reducidos niveles de cobertura y uso de servicios financieros (MEF, 2016).



Los microcréditos, esto es, aquellos préstamos de reducido tamaño, con vencimiento a corto plazo y que se otorgan a empresarios de bajos ingresos, que realicen actividades de producción, comercialización o servicios, desempeñan un rol trascendental en el fomento de la inclusión financiera y la reducción de la pobreza a nivel global (Banco Mundial, 2017). Los microcréditos forman parte de un concepto más amplio, las microfinanzas, que refieren a la provisión de varios tipos de servicios financieros (microahorro o microseguros, entre otros) a individuos y emprendimientos de alto nivel de vulnerabilidad socioeconómica. En particular, se conoce como Instituciones de Microfinanzas (IMFs) a aquellas instituciones que realizan la provisión de microcréditos y otros servicios a individuos y empresas. En la realización de dicha actividad, las IMFs presentan como principal rasgo distintivo su metodología de concesión de créditos; el tomar decisiones basándose en el conocimiento subjetivo del deudor por parte del oficial de crédito, lo que encarece su gestión y afecta sus condiciones de eficiencia y sostenibilidad.

La nueva regulación de la inclusión financiera en Uruguay habilita el acceso de los micro y pequeños emprendimientos productivos al financiamiento bancario, lo que redimensiona el mercado de crédito disponible para estas empresas, en el que compiten IMFs y bancos, entre otras instituciones de crédito. Al respecto, desde Viganò (1993) se investiga la evaluación y predicción del riesgo de crédito en IMFs a partir de la utilización de herramientas estadísticas, lo que se conoce habitualmente como *credit scoring*. Al respecto, se han reportado muchas ventajas de la aplicación de *credit scoring* a la actividad de las IMFs, permitiendo agregar objetividad y consistencia a su proceso de evaluación y gestión de crédito, así como la reducción de los tiempos decisorios y de los costos administrativos, entre otras (Lara, 2010). El *credit scoring* permite en consecuencia complementar el juicio experto de los oficiales de crédito de las IMFs, aportando una perspectiva adicional a su evaluación subjetiva, sin que ello implique sustituirla (Schreiner, 1999b, 2002; Van Gool *et al.*, 2012).

En suma, en el contexto uruguayo previamente descrito, el objetivo principal de esta investigación es aplicar herramientas

estadísticas de *credit scoring* a efectos de evaluar y predecir el riesgo de crédito en una IMF uruguaya utilizando herramientas paramétricas y no paramétricas en forma comparada. La base de datos de microcréditos a investigar corresponde al Programa de Fortalecimiento a Emprendimientos Productivos (PFEP) del Ministerio de Desarrollo Social uruguayo (MIDES), que constituye una base de datos novel, no estudiada aún en modelos de *credit scoring*. Asimismo, se trata de un programa de microcréditos subsidiados concedidos por una institución gubernamental y con un fin estrictamente social, por lo que corresponde al viejo paradigma de las microfinanzas (Robinson, 2001). En este sentido, y hasta donde conocemos, la literatura en este ámbito no ha analizado la aplicación de herramientas de *credit scoring* a este tipo de instituciones; esto es, en IMFs que proveen microcréditos a micro y pequeños emprendimientos con altos niveles de vulnerabilidad socioeconómica.

En definitiva, la implementación de esta investigación, que, como se ha indicado, tiene por objetivo investigar la incorporación de herramientas estadísticas de análisis de riesgo de crédito a una IMF con estricta mentalidad social, permitirá aumentar la sostenibilidad financiera de las IMFs en un mercado con crecientes niveles de competencia. A su vez, permitirá incrementar el alcance de los microcréditos a los sectores de MyPEs de mayor vulnerabilidad económica y social, promoviendo sus niveles de inclusión financiera.

## **2. OBJETIVO PRINCIPAL Y OBJETIVOS INTERMEDIOS**

En este epígrafe se definen con mayor detalle el objetivo principal y los objetivos intermedios de la presente investigación.

El objetivo principal de esta investigación es analizar y predecir el riesgo de crédito en una IMF, aplicando herramientas estadísticas paramétricas y no paramétricas de *credit scoring*, en el marco de la profundización del proceso de inclusión financiera en Uruguay, a efectos de dotar a dichas instituciones de una mayor eficiencia en su

gestión de préstamos dirigida a micro y pequeños emprendimientos productivos de alta vulnerabilidad económica.

Los objetivos intermedios del presente documento se detallan a continuación:

1. exponer el alcance conceptual de la inclusión financiera, caracterizando a los microcréditos y, por extensión, a las microfinanzas como instrumentos para promover la inclusión financiera de los sectores de mayor vulnerabilidad económica;
2. analizar las principales tipologías de las IMFs, desde el viejo paradigma de los programas de microcréditos subsidiados y con exclusiva mentalidad social hasta el nuevo paradigma de las IMFs con ánimo de lucro y sostenibles financieramente;
3. analizar la situación de la inclusión financiera y el mercado de microfinanzas en Latinoamérica y en particular en Uruguay;
4. caracterizar a las MyPEs uruguayas que reciben microcréditos por las IMFs;
5. presentar las ventajas, desventajas así como las limitaciones que tienen los modelos de *credit scoring* para una IMF;
6. describir las características de la cartera de microcréditos concedidos a emprendedores uruguayos en situación de vulnerabilidad en el marco del PFEP del MIDES;
7. explicar y predecir el riesgo crediticio de una IMF uruguaya sin ánimo de lucro y con mentalidad social para una cartera de microcréditos otorgados a MyPEs durante el período 2012-2016 a través de distintas técnicas; en particular, a través de modelos probit y logit, modelos de supervivencia y redes neuronales;
8. por último, y como objetivo “práctico”, se pretende establecer recomendaciones que contribuyan a impulsar la eficiencia en la gestión de las IMFs a nivel global.

### **3. METODOLOGÍA**

Para el desarrollo de esta investigación se utilizan tres metodologías diferentes y complementarias: el método analítico-sintético, el inductivo y el hipotético-deductivo.

El método analítico-sintético es utilizado en la confección del marco teórico de la presente investigación, compatible con los cinco primeros objetivos intermedios enumerados en el epígrafe previo.

El desarrollo de los estudios empíricos, vinculado a los siguientes dos objetivos intermedios, se realiza a través de la aplicación del método hipotético-deductivo. En particular, respecto al sexto objetivo intermedio, se lleva a cabo un análisis de tipo descriptivo a efectos de caracterizar la muestra de microcréditos otorgados por el PFEP durante el período 2012-2016. Dicho análisis considera todas las variables dependientes e independientes incluídas posteriormente en los estudios empíricos realizados para alcanzar el séptimo objetivo intermedio.

Finalmente, el capítulo de conclusiones contiene el desarrollo de las recomendaciones destinadas a incrementar la eficiencia de las IMFs a nivel global, así como las principales aportaciones de esta investigación, aplicando una metodología de tipo inductiva.

A modo de resumen, la Tabla 1 exhibe la vinculación entre los objetivos intermedios especificados en el segundo epígrafe de este capítulo, junto con la metodología empleada y la identificación de los capítulos donde se evidencia el desarrollo de estos objetivos.

**Tabla 1.** Relación entre objetivos, metodología y estructura de la investigación

Objetivos intermedios	Metodología	Capítulo
1. Exponer el alcance conceptual de la inclusión financiera, caracterizando a los microcréditos y, por extensión, a las microfinanzas como instrumentos para promover la inclusión financiera de los sectores de mayor vulnerabilidad económica	Analítico - Sintético	Capítulo 1
2. Analizar las principales tipologías de las IMFs, desde el viejo paradigma de los programas de microcréditos subsidiados y con exclusiva mentalidad social hasta el nuevo paradigma de las IMFs con ánimo de lucro y sostenibles financieramente		
3. Analizar la situación de la inclusión financiera y el mercado de microfinanzas en Latinoamérica y en particular en Uruguay		
4. Caracterizar a las micro y pequeñas empresas uruguayas (MyPEs) que reciben microcréditos por las IMFs		
5. Presentar las ventajas, desventajas así como las limitaciones que tienen los modelos de <i>credit scoring</i> para una IMF		
6. Describir las características de la cartera de microcréditos concedidos a emprendedores uruguayos en situación de vulnerabilidad en el marco PFEF del MIDES	Hipotético- Deductivo	Capítulo 4
7. Explicar y predecir el riesgo crediticio de una IMF uruguaya sin ánimo de lucro y con mentalidad social para una cartera de microcréditos otorgados a MyPEs durante el período 2012-2016 a través de distintas técnicas; en particular, a través de modelos probit y logit, modelos de supervivencia y redes neuronales		Capítulo 5 Capítulo 6 Capítulo 7
8. Establecer recomendaciones que contribuyan a impulsar la eficiencia en la gestión de las IMFs a nivel global.	Inductivo	Capítulo 8

Fuente: elaboración propia

#### 4. ESTRUCTURA

Luego de la introducción, este documento consta de ocho capítulos, cuyos objetivos y contenido se resumen a continuación.

En el Capítulo 1 se define el concepto de inclusión financiera, haciendo especial hincapié en la caracterización de los microcréditos y las microfinanzas. Se analizan asimismo las principales tipologías de las IMFs, desde los programas de microcréditos subsidiados y con exclusiva mentalidad social hasta las instituciones con ánimo de lucro y sostenibles financieramente, presentando datos ilustrativos de su actividad a nivel global, regional y local. Además, se caracterizan a las MyPEs como principales receptoras de los microcréditos concedidos por las IMFs, delimitando las nuevas condiciones del mercado de crédito disponibles para estas empresas en función de las disposiciones de la ley No. 19.210, conocida como ley de inclusión financiera, en Uruguay.

El objetivo del Capítulo 2 es definir el riesgo de crédito y describir las técnicas estadísticas de *credit scoring* en el contexto de la literatura académica previa, haciendo especial referencia a aquellas investigaciones focalizadas en el ámbito de las IMFs. Se abordan asimismo las ventajas, desventajas y limitaciones en la confección de un modelo de *credit scoring* para IMFs.

En el Capítulo 3 se analizan los trabajos académicos cuyo foco de investigación es el estudio de las técnicas de *credit scoring* en la actividad de microcréditos a micro, pequeños y medianos emprendimientos por parte de IMFs.

El Capítulo 4 está destinado a realizar un estudio de tipo descriptivo de las principales características de la cartera de microcréditos concedidos a micro y pequeños emprendedores uruguayos en situación de vulnerabilidad económica en el marco del PFEP.

En los Capítulos 5, 6 y 7 se presenta el desarrollo de los modelos empíricos. En todos ellos se evalúa el riesgo crediticio de una IMF uruguaya utilizando una muestra de 1,357 microcréditos otorgados a MyPEs durante el período comprendido entre julio de 2012 y diciembre de 2016 y amortizados hasta febrero de 2017. En concreto, en el Capítulo 5 se utiliza como estrategia metodológica la estimación de modelos probit y logit. Ambos modelos se estiman en base a una perspectiva explicativa y predictiva.

Por su parte, en el Capítulo 6 se desarrolla una herramienta para explicar y predecir el porcentaje de cumplimiento en la devolución de microcréditos concedidos a través de la estimación de un modelo de supervivencia. En concreto, la metodología utilizada es el modelo de Cox, realizando en primer lugar un análisis de tipo explicativo de las características del impago, seguido de un modelo predictivo, utilizando un modelo de Cox penalizado, que considera cuatro modalidades alternativas de penalización, con una validación cruzada.

En el Capítulo 7 se realiza un análisis de redes neuronales artificiales a efectos de identificar variables indicativas de emprendedores que puedan entrar en impago y, a su vez, utilizar dichas características para discriminar entre deudores con riesgo de crédito positivo y negativo.

Finalmente, en el Capítulo 8 se exponen las conclusiones del trabajo, centradas fundamentalmente en identificar los factores explicativos y predictivos del riesgo de crédito en la cartera de microcréditos objeto de estudio. A partir de dichas conclusiones, se establecen las principales recomendaciones y acciones de política de cara a aumentar tanto la sostenibilidad financiera de las IMFs, como mejorar el acceso a los microcréditos de las MyPEs de mayor vulnerabilidad económica y social, promoviendo así sus niveles de inclusión financiera. Por último, se señalan las limitaciones del trabajo y las acciones de investigación futura.





---

## **CAPÍTULO 1: LA INCLUSIÓN FINANCIERA Y LAS MICROFINANZAS**

---

- 1.1. INTRODUCCIÓN
- 1.2. INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN FINANCIERA:  
DELIMITACIÓN CONCEPTUAL Y MEDICIÓN
- 1.3. MICROFINANZAS: MICROCRÉDITOS E INSTITUCIONES  
DE MICROFINANZAS
- 1.4. ENFOQUES OPERATIVOS EN LA GESTIÓN  
MICROFINANCIERA
- 1.5. LAS MICROFINANZAS EN AMÉRICA LATINA



# CAPÍTULO 1 – LA INCLUSIÓN FINANCIERA Y LAS MICROFINANZAS

## 1.1.INTRODUCCIÓN

Según el Banco Mundial (2014), la inclusión financiera se define como la proporción de individuos y empresas que usan servicios financieros -servicios de crédito, ahorro, pagos y seguros, entre otros- lo que es relevante para el desarrollo y la reducción de la pobreza. En este sentido, de acuerdo con el Banco Interamericano de Desarrollo (BID), uno de los beneficios de la inclusión financiera es su contribución a la reducción de la vulnerabilidad de los hogares y emprendimientos de menores ingresos, ya que proporciona instrumentos que permiten limitar la variabilidad del consumo y gestionar los choques adversos de manera más eficiente, así como incrementar sus activos (De Olloqui *et al.*, 2015). En la edición 2017 de la encuesta *Global Findex* de inclusión financiera lanzada por el Banco Mundial, se reporta que 1,700 millones de personas en edad de trabajar no tienen acceso a una cuenta en una institución bancaria, con lo que se consideran financieramente excluidos (Demirgüç-Kunt *et al.*, 2018). En 2015, el citado organismo lanzó la iniciativa de lograr el acceso universal a servicios financieros para finales de 2020 (*Universal Financial Access*, UFA2020), promoviendo la inclusión financiera global.

Uno de los instrumentos de la inclusión financiera son los microcréditos, es decir, préstamos de monto reducido que permiten acercar el financiamiento a los emprendimientos de menores niveles de ingresos, en general excluidos del sistema financiero tradicional, fortaleciendo su desarrollo económico y social. A nivel global, los microcréditos son considerados instrumentos que impulsan el ritmo de la inclusión financiera (De Olloqui *et al.*, 2015) y su importancia fue reconocida por la Asamblea General de Naciones Unidas, que declaró a 2005 como Año Internacional del Microcrédito, difundiendo el rol

de este instrumento en la erradicación de la pobreza. Los microcréditos forman parte de un concepto más amplio, las microfinanzas, que se refieren a la provisión de servicios financieros a los emprendimientos de mayor vulnerabilidad económica, comprendiendo el otorgamiento de microcréditos, así como programas de microahorro, microseguros, hipotecas y remesas, entre otros. Estos servicios son provistos por Instituciones de Microfinanzas (IMFs), que ofrecen asimismo capacitación y asesoría para el desarrollo de micro y pequeños emprendimientos y, eventualmente, servicios sociales, como alfabetización y cuidado de la salud (Robinson, 2001; Ledgerwood, 1999). A nivel global, se reconoce a Muhammad Yunus y al Banco Grameen como los pioneros de las microfinanzas, quienes recibieron en 2006 el Premio Nobel de la Paz, en forma compartida, por sus esfuerzos para reducir la pobreza a nivel mundial y fomentar la inclusión financiera. Así, los conceptos de microfinanzas e inclusión financiera están íntimamente ligados, dado que los productos y servicios financieros otorgados por las IMFs desempeñan un papel fundamental para promover el acceso y la inclusión financiera total (Banco Mundial, 2017).

En 1991, la ley No. 16.201 del gobierno uruguayo declaró de interés nacional la promoción, desarrollo y tecnificación de las micro, pequeñas y medianas empresas (MIPyMEs) con el objetivo de fomentar su descentralización geográfica, el aumento de la productividad de sus recursos y la generación de empleos en todo el país. Según datos del Instituto Nacional de Estadística (INE, 2017) para el año 2016<sup>1</sup>, las MIPyMEs representan en forma acumulada el 99.53% % del tejido productivo (174,771 empresas), ocupando a su vez al 67.41% de la fuerza laboral del sector privado (616,193 personas). Si extraemos de las MIPyMEs a las medianas empresas, INE (2017) reporta un total de 169,700 micro y pequeñas empresas (MyPEs) (96.64%), ocupando mano de obra por un equivalente a

---

<sup>1</sup> Estos datos se refieren únicamente a las empresas que desarrollan su actividad en un contexto formal (estar inscriptos en los organismos fiscales y de previsión social y al día con el pago de impuestos nacionales y de tributos correspondientes), lo que indica su carácter no exhaustivo, dado el importante nivel de informalidad de los emprendimientos en Uruguay (Dirección Nacional de Artesanías, Pequeñas y Medianas Empresas, DINAPYME, 2009b).

423,204 personas en 2016 (46.30%). Por tanto, estas empresas son unidades económicas de gran importancia en Uruguay, tanto por su contribución a la actividad económica como por el empleo que generan (Melgar, 2000).

Tradicionalmente, las empresas de reducida dimensión económica uruguayas -que corresponden básicamente a las MyPEs en Uruguay- se autofinanciaban o recibían aportaciones de su círculo de familiares o amistades para desarrollar su actividad, recurriendo al financiamiento formal bancario en muy pocos casos. Asimismo, de acuerdo con Caumont (2010), era habitual el financiamiento a través de proveedores y empresas no financieras, esto es, empresas de distribución de bienes o prestación de servicios que financian sus ventas directamente a los clientes. Según la edición 2017 de la Encuesta Nacional a MIPyMEs Industriales, Comerciales y de Servicios (DINAPYME, 2018), un 83% de estas empresas no obtuvo crédito bancario en el período 2014-2016, mientras que el 73% de las MIPyMEs no accedió a ningún crédito formal –bancario o no bancario- en el citado período. La referida encuesta también proporciona información sobre los principales motivos de rechazo, señalando la falta de ingresos o ventas (17%), la reducida antigüedad de las MIPyMEs (9%) y la carencia de documentos o certificados ya caducados (9%), lo que obstaculizaba su acceso al crédito, limitando su crecimiento y desarrollo sostenible.

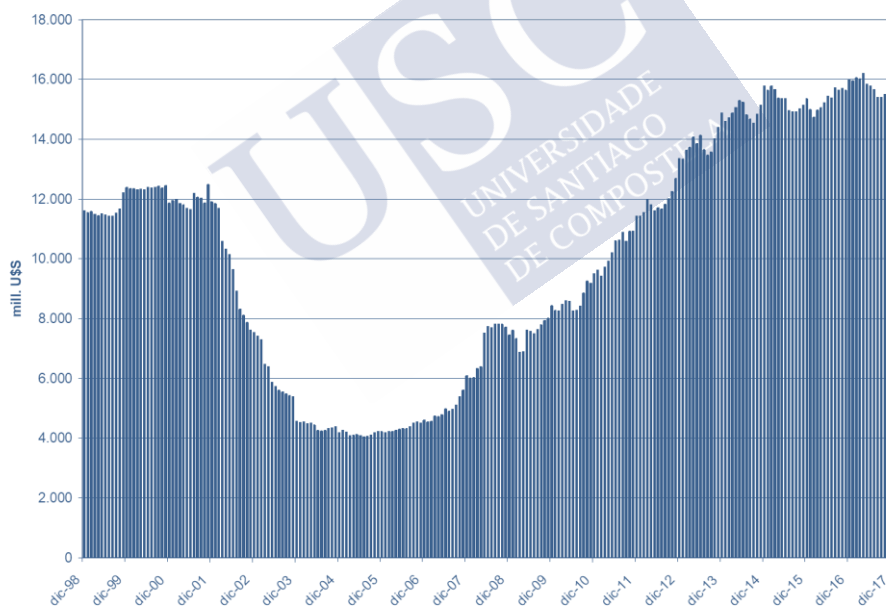
En definitiva, según el Ministerio de Economía y Finanzas uruguayo (MEF, 2016), Uruguay se caracterizaba por una baja inclusión financiera en todas sus dimensiones básicas, esto es, reducida profundidad financiera<sup>2</sup>, baja cobertura de los servicios financieros y escasa intensidad en el uso de los servicios financieros. Siguiendo a la crisis económico-financiera que afectó al país en 2002 y que provocó la caída de importantes instituciones financieras locales, en el año 2003 se contabilizó la desaparición de 55.5 mil microempresas en Uruguay, lo cual incidió negativamente sobre los

---

<sup>2</sup> El nivel de profundidad financiera de un país refiere al grado de utilización de servicios financieros por parte de su población, medido a través del nivel de créditos o colocaciones en el sistema financiero. King y Levine (1993) demostraron que la profundidad financiera tiene una relación positiva con el crecimiento económico.

niveles de empleo e inclusión social (Caumont, 2010). En los años posteriores a la crisis de 2002, las instituciones bancarias uruguayas paulatinamente se enfocaron en la reconstitución de sus patrimonios y en la recuperación de sus créditos. Asimismo, el impacto de la crisis sobre la reducción del nivel de créditos bancarios a empresas y familias (sector no financiero) fue muy significativo y dilatado en el tiempo (Figura 1.1). En un contexto caracterizado por una mayor aversión al riesgo a raíz de la crisis, esta situación deprimió aún más el mercado de crédito disponible a MyPEs, quienes experimentaron en mayor medida la exclusión financiera que las empresas de mayor tamaño.

**Figura 1.1** Evolución del volumen de crédito bruto concedido por el sector bancario al sector no financiero (en miles de dólares estadounidenses) (1998-2017)



Fuente: elaboración propia en base a Banco Central del Uruguay (BCU)

En Uruguay, la ley No. 19.210 introdujo normas que impulsan la inclusión financiera y el uso de medios de pago electrónicos para las

MyPEs. Así, desde octubre de 2015 estas empresas tienen el derecho de acceder a una cuenta bancaria en cualquier institución de intermediación financiera en forma gratuita, con requerimientos simplificados de apertura, reduciéndose asimismo el costo financiero de los préstamos que se concedan a estas empresas y facilitando sus condiciones de acceso al crédito, entre otros beneficios. En este contexto, cabe destacar que una de las fuentes de financiamiento disponibles para las MyPEs, incluso durante la crisis financiera uruguaya, era la provisión de microcréditos por parte de IMFs, lo que ha resultado clave para asegurar la sostenibilidad de los emprendimientos de mayor vulnerabilidad económica.

En Uruguay se encuentran disponibles diversas fuentes de financiamiento a través de microcréditos a micro y pequeños emprendimientos –tanto formales como no formales–, algunas vinculadas al sector privado y otras al sector público, bajo la forma de IMF con fines de lucro o bien con una exclusiva mentalidad social, esto es, careciendo de ánimo de lucro. Estas diferentes tipologías de IMFs son consistentes con la evolución temporal de las microfinanzas a nivel global, caracterizadas por Robinson (2001), quien establece el cambio de paradigma de las IMFs desde instrumentos de intervención social para combatir la pobreza, sin fines de lucro y dependientes de subsidios, hacia una perspectiva de sistemas financieros en que las IMFs continúan proporcionando servicios financieros a los individuos y empresas de mayor vulnerabilidad económica con un criterio de sustentabilidad financiera, esto es, convirtiendo a las microfinanzas en una actividad lucrativa.

En este contexto, considerando la posibilidad de acceso de las MyPEs uruguayas a nuevas fuentes de servicios financieros bancarios de acuerdo a la ley No. 19.210, lo que aumenta la competencia en el mercado de crédito disponible a estas empresas y promueve su inclusión financiera, resulta de interés reflexionar sobre las condiciones de sostenibilidad financiera en que se insertan las IMFs, considerando especialmente aquellas de exclusiva mentalidad social. De este modo, el objetivo del presente capítulo es exponer el alcance conceptual de la inclusión financiera, caracterizando a los microcréditos, y por extensión a las microfinanzas, como instrumentos

para promover la inclusión financiera de los sectores de mayor vulnerabilidad económica. Se analizan asimismo las principales tipologías de las IMFs, trazando la evolución temporal de su actividad desde el viejo paradigma de los programas de microcréditos subsidiados y con exclusiva mentalidad social, hacia el nuevo paradigma de las IMFs con ánimo de lucro y sostenibles financieramente. Se presentan datos ilustrativos de la inclusión financiera y el mercado de microfinanzas tanto a nivel global como considerando el ámbito latinoamericano y uruguayo. Finalmente, este capítulo también caracteriza a las MyPEs uruguayas, como principales receptoras de los microcréditos concedidos por las IMFs, delimitando las nuevas condiciones del mercado de crédito disponibles a estas empresas según la ley No. 19.210, cuyas disposiciones referidas a las MyPEs entraron en vigencia en el año 2015.

## **1.2. INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN FINANCIERA: DELIMITACIÓN CONCEPTUAL Y MEDICIÓN**

En este apartado se presenta un marco conceptual de los términos inclusión y exclusión financiera, proporcionando además indicadores para medir el alcance de ambos a nivel global. Asimismo, se describe el contexto regulatorio de la inclusión financiera en Uruguay.

### **1.2.1. Conceptualización de la inclusión y exclusión financiera**

Según Banco Mundial (2014), la inclusión financiera se define como la proporción de individuos y empresas que utilizan servicios financieros. Heimann *et al.* (2009) la conciben como el “*acceso universal y continuo de la población a servicios financieros diversificados, adecuados y formales, así como a la posibilidad de su uso conforme a las necesidades de los usuarios para contribuir a su desarrollo y bienestar*” (Heimann *et al.*, 2009, pp.19). Una definición alternativa del Grupo Consultivo de Ayuda a la Población Pobre (*Consultative Group to Assist the Poor*, CGAP), perteneciente al Banco Mundial, plantea la inclusión financiera como aquella situación en la



que todos los adultos en edad de trabajar, incluidos aquellos actualmente excluidos del sistema financiero, tienen acceso efectivo a los siguientes servicios financieros provistos por las instituciones formales: crédito, ahorro (incluyendo cuentas corrientes), pagos y seguros (Ardic *et al.*, 2011).

A efectos de comparar las diferentes definiciones reseñadas, es necesario considerar que la inclusión financiera es un fenómeno multidimensional, que se puede evaluar desde diferentes perspectivas. En ese sentido, la Alianza para la Inclusión Financiera (*Alliance for Financial Inclusion*, AFI) establece que dichas dimensiones o perspectivas son el acceso, el uso, la calidad y el bienestar (AFI, 2010). Por “acceso” se entiende la capacidad de los individuos de poder utilizar los servicios financieros, considerándose, a modo de ejemplo y entre otros indicadores, la cantidad de cajeros automáticos disponibles en una ciudad o región, o la cantidad de sucursales bancarias disponibles por cada 100.000 habitantes. El “uso” efectivo de los servicios financieros se puede medir a través del número de transacciones de crédito o débito realizadas en un determinado período de tiempo, o bien el número de deudores del sistema financiero con relación a la Población Económicamente Activa (PEA), entre otros posibles. Mientras los indicadores de acceso y uso pueden ser obtenidos a partir de la información provista por las instituciones financieras, es decir, de la oferta, las otras dos dimensiones incorporan aspectos relacionados con la demanda de servicios financieros. En particular, la “calidad” de servicios financieros mide hasta qué punto dichos servicios son adecuados para satisfacer las necesidades del cliente, mientras que el “bienestar” se refiere al impacto que la utilización de dichos servicios ha tenido en los individuos o empresas. Evaluando las definiciones disponibles es posible apreciar que la de Heimann *et al.* (2009) incluye las cuatro dimensiones o perspectivas incluidas en AFI (2010), por lo que se entiende que es la más completa o integradora de las citadas para medir la inclusión financiera.

Habiendo definido el concepto de inclusión financiera, cabe indicar que la exclusión financiera se refiere a la situación de individuos o empresas que no tienen acceso a los servicios financieros o bien que no hacen uso de ellos. En este punto cabe indicar que la

falta de uso de servicios financieros no significa necesariamente falta de acceso. El elemento clave es el grado en el que la falta de inclusión financiera deriva de una falta de demanda de servicios financieros (exclusión financiera voluntaria), o bien de barreras que impiden a individuos y empresas acceder a los servicios financieros (exclusión financiera involuntaria). Focalizándonos en las causas de la exclusión financiera, aquella que tiene carácter voluntario puede estar relacionada con preferencias individuales (desconfianza en las instituciones financieras, mala experiencia pasada, etc.) o normas culturales (por ejemplo, religión). Asimismo, puede indicar una falta de conocimiento de los productos financieros disponibles en el mercado o más genéricamente una falta de alfabetización financiera.

En relación a la exclusión financiera involuntaria, se entiende que algunas personas puedan ser excluidas de los servicios financieros debido a que no tienen suficientes ingresos o bien que representen un excesivo riesgo de crédito para la institución financiera. En consecuencia, desde el punto de vista de los mercados e instituciones financieras estas personas no serían bancarizables. Otras barreras pueden relacionarse con la falta de información, desventajas en las características del producto que pueden hacer a un producto inapropiado para algunos grupos de clientes, la discriminación hacia mujeres, personas jóvenes, jubiladas o próximas a la edad de jubilación (Sainz, 2017), barreras de precios debido a imperfecciones de mercado, un ambiente de poca información, etc. Como exponen Allen *et al.* (2012), la exclusión financiera es objeto de las estrategias de los gobiernos cuando es de carácter involuntario, resultante de la existencia de barreras al acceso de servicios financieros, especialmente para los colectivos de menor nivel económico, o bien que estén ubicados a mayor distancia de las sucursales de instituciones financieras o pertenezcan a otras minorías, para cuyas necesidades además los productos financieros pueden resultar poco adecuados. A modo de ejemplo, los emprendedores de menores recursos económicos pueden resultar excluidos involuntariamente del acceso al crédito en función de las características de las opciones de financiamiento disponibles. En suma, las personas que más se perjudican por la exclusión financiera involuntaria son los desempleados, los discapacitados, los hogares

uniparentales, los migrantes, los habitantes de zonas rurales o desfavorecidas, los adultos mayores y, en general, las personas de bajos ingresos (Allen *et al.*, 2012). La referencia a estos colectivos tiene relación con la aplicación de barreras específicas a la inclusión financiera, debido en general a los bajos ingresos, la falta de documentación adecuada para acceder a un servicio financiero, residencia en zonas con escasa o nula presencia de infraestructura financiera y las barreras por desequilibrio tecnológico.

### 1.2.2. Medición de la inclusión y exclusión financiera

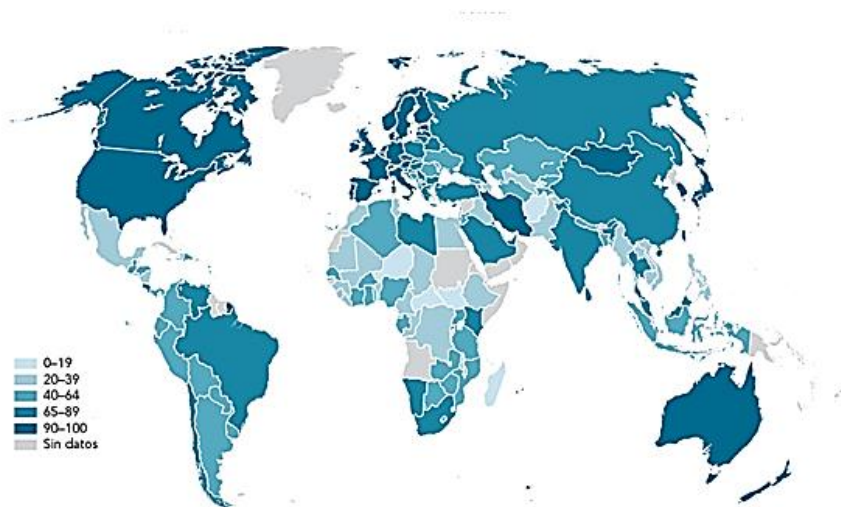
A efectos de medir los niveles de inclusión financiera, en 2011 el Banco Mundial creó la base de datos *Global Findex* sobre el uso de los servicios financieros por parte de la población, que incluye indicadores de ahorro, crédito, pagos y administración del riesgo de la población mundial. Esta base de datos se ha publicado cada tres años, en 2011, 2014 y 2017. Demirgüç-Kunt *et al.* (2018) reportan los resultados de la edición 2017 de la base de datos *Global Findex*, informando que entre 2014 y 2017, 515 millones de adultos se convirtieron en tenedores de una cuenta bancaria, mientras que 1,200 millones abrieron sus cuentas en instituciones financieras o de dinero móvil<sup>3</sup> desde 2011. La Figura 1.2 ilustra que el 69% de la población adulta a nivel global detenta una cuenta, ya sea en un banco, en una IMF u otra institución financiera regulada, o bien de dinero móvil, lo que representa a 3,800 millones de personas en 2017 (Demirguc-Kunt *et al.*, 2018). En particular, un 55% de la población de la región de América Latina y el Caribe tuvo acceso a una cuenta en 2017, cifra superior al 39% y 52% que se registró en 2011 y 2014, respectivamente. Asimismo, la citada figura permite apreciar la heterogeneidad de este indicador a nivel mundial, registrándose los valores máximos en Europa Occidental, Estados Unidos, Canadá, Oceanía y Japón, entre otros, con valores superiores al 90%. En

---

<sup>3</sup> Se considera que un cliente tiene una cuenta de dinero móvil cuando puede realizar servicios financieros de almacenamiento, envío o recepción de fondos a través de su proveedor de teléfono móvil, sin que registre la tenencia de una cuenta en una institución financiera (Demirguc-Kunt *et al.*, 2018, pp. 17-18).

segundo lugar, con valores del indicador comprendidos entre 65% y 89% se encuentran Brasil, Venezuela y Chile dentro del contexto latinoamericano. En el siguiente nivel, representado por el rango del 40% al 64% de la población con cuenta bancaria o de dinero móvil, se encuentra mayormente el resto de los países de América Latina, incluido Uruguay. Los niveles inferiores a dicho nivel representan a México –con solamente un 50% de su población con acceso a una cuenta-, junto a varios países africanos y asiáticos.

**Figura 1.2.** Tenencia de una cuenta bancaria en una institución financiera o de dinero móvil por parte de la población adulta global. (% , 2017)



Fuente: Demirgüç-Kunt *et al.* (2018)

Considerando otras medidas usuales de inclusión financiera de los países a nivel global, en base a los ratios de Total de Depósitos a Producto Bruto Interno (PBI) y de Total de Créditos a PBI, la Tabla 1.1 muestra la situación de Uruguay en un análisis comparado regional y mundial. En particular, en base a datos del Banco Mundial relativos a 2014 y en términos de créditos al sector no financiero, la inclusión financiera de Uruguay es de 27.04% del PBI mientras que, en términos de depósitos del sector no financiero, la tasa se ubica en 43.1% del PBI. La evolución a 2015, en términos de ambos indicadores, evidencia un

crecimiento de los niveles de inclusión financiera en el país. No obstante, el ratio de Créditos a PBI a 2015 en Uruguay (30.11%) se encuentra rezagado respecto a la mayor parte de los países de la región (49.20%), la Unión Europea (95.30%), Japón (162.06%) y Estados Unidos (188.20%). Considerando el ratio de Depósitos/PBI a 2015 (49.84%), la situación es diferente, pues Uruguay aventaja al promedio de la región (42.85%), ubicándose solamente por debajo de Chile (52.33%), Brasil (56.20%), Bolivia (59.65%) y Panamá (66.41%). En suma, la medición de la inclusión financiera a partir de la profundidad de los créditos en relación al PBI permite observar la potencialidad en el crecimiento de este guarismo en el comparativo internacional, lo que podría estar reflejando barreras en el acceso al crédito para ciertos sectores de la población (exclusión financiera involuntaria).

**Tabla 1.1.** Indicadores de inclusión financiera (% , 2014, 2015)

País	Crédito/PBI		Depósitos/PBI	
	2014	2015	2014	2015
Argentina	13.82	14.41	14.24	n.d.
Bolivia	50.32	58.07	50.09	59.65
Brasil	66.03	66.83	54.22	56.20
Chile	108.56	109.22	49.22	52.33
Colombia	52.66	47.22	23.67	24.23
Costa Rica	54.42	56.55	22.43	22.68
República Dominicana	25.6	28.6	21.38	21.33
Ecuador	27.16	27.24	29.74	29.62
El Salvador	48.91	50.06	40.26	39.55
Guatemala	33.00	34.39	39.23	39.18
Haití	19.72	18.35	35.61	37.95
Honduras	54.59	54.28	47.28	47.61
México	29.26	31.98	27.97	29.30
Panamá	83.31	84.96	60.15	66.41
Paraguay	49.87	57.54	28.53	31.27
Perú	n.d.	n.d.	34.93	33.85
<b>Uruguay</b>	<b>27.04</b>	<b>30.11</b>	<b>43.10</b>	<b>49.84</b>
Venezuela	n.d.	n.d.	48.29	45.79
América Latina y el Caribe	50.70	49.20	40.26	42.85
Unión Europea	99.80	95.30	78.95	79.82
Estados Unidos	194.23	188.20	81.52	81.35
Japón	162.68	162.06	217.53	215.36

Notas: n.d. sin datos.

Fuente: elaboración propia en base a Banco Mundial

Así como la inclusión financiera se evalúa desde diferentes dimensiones, la exclusión financiera también se mide de formas diferentes. Una de las medidas más difundidas es la falta de acceso de individuos o empresas a una cuenta bancaria en una institución financiera formal. En este punto, Ardic *et al.* (2013) y Ledgerwood *et al.* (2013) establecen que a nivel global la mitad de la población adulta no dispone de una cuenta en una institución bancaria. Demirgüç-Kunt *et al.* (2018) cuantifican en 1,700 millones de personas en edad de trabajar aquella parte de la población que no tenían acceso a los servicios financieros provistos por instituciones financieras reguladas en 2017. La Figura 1.3 muestra la distribución de la exclusión financiera a nivel global, explicitando el porcentaje de la población que no tiene acceso a una cuenta, sea en una institución financiera o de dinero móvil, en base a la Encuesta *Global Findex*, edición 2017. Las personas financieramente excluidas se localizan mayormente en países en desarrollo, y aproximadamente el 50% de estas viven en Bangladesh, China, India, Indonesia, México, Nigeria o Pakistán. A efectos de profundizar sobre las características de los no bancarizados, Demirgüç-Kunt *et al.* (2018) exponen que el 56% de los mismos son mujeres y que la mitad de la población no bancarizada pertenece al 40% de los hogares más pobres, indicando la mayor representatividad de los pobres dentro de los excluidos financieramente.

**Figura 1.3.** Exclusión de acceso a una cuenta en una institución financiera o de dinero móvil por parte de la población adulta global (millones de personas, 2017)



Fuente: Demirgüç-Kunt *et al.* (2018)

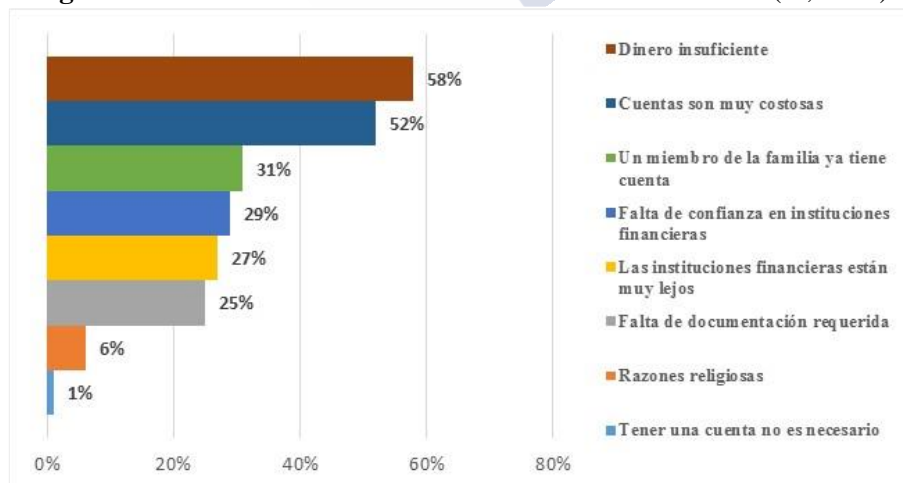
En un informe del BID sobre inclusión financiera en América Latina y el Caribe, De Olloqui *et al.* (2015) reportan que 185 millones de personas en la región no tienen acceso a servicios financieros formales. En particular, la citada organización establece que el acceso a los servicios financieros formales de los hogares más pobres en la región está por debajo del promedio mundial de las economías en desarrollo (48%), lo que indica la heterogeneidad en los niveles de inclusión financiera según niveles de pobreza, especialmente considerando las zonas rurales. Otra de las dimensiones de la desigualdad de la exclusión financiera se refiere al género. La Encuesta *Global Findex* a 2017 muestra que en América Latina y el Caribe existen disparidades en el acceso a una cuenta en una institución financiera o de dinero móvil entre hombres y mujeres. Mientras en 2011 el 44% de la población adulta masculina accedía a una cuenta, dicho porcentaje se ubicaba en el 35% para la población femenina latinoamericana. Si bien este último porcentaje creció a 49% y 51%, respectivamente para 2014 y 2017, la brecha con los niveles de



acceso de la población masculina se mantuvo, registrando porcentajes de 54% y 58%, respectivamente, para ambos años considerados.

En relación a las causas de la exclusión financiera en América Latina, la Encuesta *Global Findex* para 2017 indica las causas mencionadas por los encuestados sin acceso a una cuenta (Figura 1.4). Así, la causa indicada por mayor número de personas fue la falta de dinero suficiente para abrir la cuenta (58% de las respuestas) y, en segundo lugar, con un 52% del total, se apuntó a los altos costos de las cuentas. Otra de las respuestas recabadas, correspondiente al 31% del total, se refirió al hecho de que un miembro de la familia ya tenía cuenta, mientras que con el 29% del total se ubicó la falta de confianza en las instituciones financieras. Otras causas destacadas a nivel latinoamericano fueron la distancia geográfica entre los clientes y las instituciones financieras (27%), así como la falta de documentación requerida para abrir la cuenta (25%). Finalmente, las causas que recabaron el menor porcentaje de adhesiones fueron razones de índole religioso (6%) y la no necesidad de una cuenta (1%). En suma, se comprueba que la gran mayoría de las respuestas se refieren a causas de exclusión financiera involuntaria, lo que indica que esta población estaría en condiciones de acceder a los servicios financieros si se corrigiesen las restricciones de acceso señaladas.

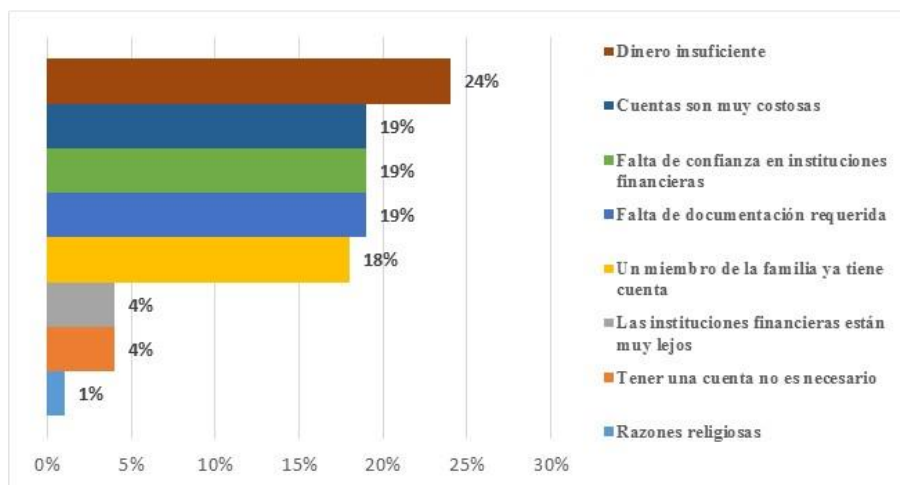
**Figura 1.4.** Causas de exclusión financiera en América Latina (% , 2017)



Fuente: elaboración propia en base a Demirgüç-Kunt *et al.* (2018)



Al comparar los resultados comentados anteriormente con las causas de la exclusión financiera en el caso particular de Uruguay (Figura 1.5), se obtienen las siguientes conclusiones. A semejanza de América Latina, la causa indicada mayoritariamente fue la falta de dinero suficiente para abrir la cuenta (66%), lo que está alineado con las causas de exclusión financiera detectadas a nivel global, correspondiendo a un 67% de las respuestas. Coincidentemente con América Latina, la causa indicada en segundo lugar en Uruguay, con un 52%, apuntó a los altos costos de las cuentas. En tercer puesto, con el 19%, se ubicaron conjuntamente la falta de documentación requerida para abrir la cuenta y la falta de confianza en las instituciones financieras. El 18% del total de los encuestados excluidos financieramente manifestó que no tenía cuenta porque un miembro de la familia ya tenía una. Con el menor porcentaje de respuestas se ubicaron finalmente la no necesidad de una cuenta (4%), la distancia de las instituciones financieras (4%) y razones de índole religioso (1%). A este respecto, se observa que el factor distancia tiene menos relevancia en Uruguay que en América Latina, lo que puede explicarse por su reducida extensión geográfica. Por su parte, la exclusión debido a la existencia de una cuenta por un miembro de la familia tiene menos preponderancia en Uruguay, seguramente debido a los históricos bajos niveles de las tasas de natalidad y sus consecuencias sobre el tamaño promedio de las familias.

**Figura 1.5.** Causas de exclusión financiera en Uruguay (% , 2017)

Fuente: elaboración propia en base a Global Findex (2018)

Centrándonos en el sector empresarial, en un estudio sobre IMFs a nivel internacional, Glisovic y Martínez (2012) establecen que la restricción de las pequeñas empresas en el acceso al financiamiento es uno de los principales obstáculos para su desarrollo y crecimiento económico. Al respecto, los autores señalan la importancia de las IMFs en la concesión de servicios financieros a las empresas de menor dimensión económica en las diferentes etapas de su ciclo de vida. Por su parte, Sainz (2017) concibe el surgimiento del mercado microfinanciero y del sistema financiero informal como alternativa de financiamiento a los colectivos excluidos del sistema financiero tradicional. En Uruguay, Caumont (2010) reporta el financiamiento habitual de las MyPEs con fondos propios o provenientes de su círculo de familiares o amistades a efectos de desarrollar su actividad, o bien a través de proveedores de bienes y servicios y empresas no financieras. En la misma línea, DINAPYME (2018) informa que un 83% de las MIPyMEs industriales, comerciales y de servicios en Uruguay no accedió al crédito bancario en el período 2014-2016, mientras que el 73% de las MIPyMEs no accedió a ningún crédito formal –bancario o no bancario– en el citado período. En particular, solamente un 7% de las MIPyMEs encuestadas informaron haber

accedido a un crédito no bancario entre 2014 y 2016, categoría que considera los préstamos concedidos por las instituciones financieras de microcrédito.

Ferraz y Ramos (2018) se refieren al análisis de la inclusión financiera de las empresas de menor dimensión económica desde el punto de vista de la demanda en un estudio para la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). En particular, remarcan la importancia de la adecuación de los servicios financieros bancarios provistos a estas empresas a las características de su gestión y a su sensibilidad al ciclo económico, así como señalan, a su vez, la heterogeneidad de las MIPyMEs en términos de desarrollo económico y financiero. Por su parte, Cull *et al.* (2014) reportan evidencia acerca del impacto económico positivo de las medidas de inclusión financiera en el acceso al crédito por parte de pequeños emprendimientos, a efectos de comenzar o desarrollar los mismos, incrementando el nivel de ingresos de los emprendimientos existentes y aumentando las capacidades de los pequeños emprendedores para gestionar el riesgo.

En este apartado se han presentado diferentes indicadores de medición de la inclusión y exclusión financiera y se analiza la evolución reciente de dichos conceptos globalmente, en América Latina, y, dado el objeto de esta tesis, en Uruguay. Adicionalmente, habiendo caracterizado los conceptos de inclusión y exclusión financiera y considerando asimismo sus principales causas, en el próximo epígrafe se analiza el proceso particular de inclusión financiera en Uruguay, señalando la regulación aplicable y su impacto sobre las MIPyMEs.

### **1.2.3. Marco legislativo de la inclusión financiera en Uruguay: Ley No. 19.210 de 29/04/2014**

La inclusión financiera y el uso de medios electrónicos fueron objeto de regulación por primera vez en Uruguay con la ley No. 19.210, promulgada el 29/04/2014, que tiene como objetivos principales los que se detallan a continuación (Presidencia de la República, 2013):

- Universalización del acceso a servicios financieros a toda la población.
- Apoyo y promoción de la inclusión financiera de las MyPEs.
- Fomento de la competencia en el sector financiero.
- Transformación y funcionamiento más eficiente del sistema de pagos.
- Estímulo al ahorro de la población.
- Concesión de beneficios fiscales para estimular el uso de medios electrónicos de pago.
- Protección de los derechos de los usuarios de servicios financieros.
- Mejora en la transparencia del sistema financiero.
- Incremento de la formalización de la economía.
- Disminución de la inseguridad de la población y de las empresas.
- Limitación al uso de efectivo por parte de la población.
- Optimización del manejo de la política monetaria.

La motivación de esta nueva regulación es argumentada en base los bajos niveles de inclusión financiera, considerando sus dimensiones de acceso y uso, la desigualdad en el acceso a los servicios financieros desde el punto de vista geográfico y la segmentación de la población por niveles de ingresos y de las empresas por tamaño (MEF, 2016). Asimismo, se señala la ineficiencia del sistema de pagos, que funcionaba en base a un predominio en el uso del efectivo y cheques y con un subdesarrollo de instrumentos electrónicos, como tarjetas de débito y transferencias electrónicas.

El diverso contenido de las disposiciones incluidas en la ley No. 19.210 ha determinado que hayan entrado en vigor en diferentes fechas, desde la reducción de impuestos para estimular el uso de medios electrónicos de pago (agosto/2014), hasta la delimitación de la forma de pago de operaciones sobre vehículos e inmuebles, la prohibición en el uso de efectivo de operaciones de montos elevados<sup>4</sup>,

---

<sup>4</sup> Importes superiores a 40,000 U.I., equivalentes a U\$S 5,202 al 08/01/2018.

o el pago por medios electrónicos de las remuneraciones de trabajadores del servicio doméstico (abril/2018).

Dado el objetivo de la presente investigación, el énfasis se pondrá en el análisis de la universalización del acceso a los servicios financieros por parte de la población y las MyPEs. A este respecto, la ley No. 19.210 establece que todos los trabajadores, pasivos y beneficiarios de planes sociales deben tener acceso a una cuenta bancaria o a un instrumento de dinero electrónico, de forma gratuita, para el cobro del sueldo, la pasividad o el beneficio social. Ambos instrumentos deben permitir el acceso a un conjunto de servicios financieros básicos sin costo para estos usuarios, entre los que se encuentran el acceso a una tarjeta de débito, consultas de saldos, transferencias electrónicas de fondos y extracción de efectivo. Por otro lado, el citado marco legal también consigna que las MyPEs deben tener acceso a una cuenta bancaria de forma gratuita, con un conjunto similar de servicios financieros básicos también gratuitos, además de otros beneficios fiscales a implementar en sus compras a proveedores y en los préstamos con el sistema financiero. De esta forma, el citado cuerpo legal consagra una serie de medidas de apoyo y promoción a la inclusión financiera de las MyPEs en Uruguay.

De acuerdo a este marco legal, los beneficios concedidos a la actividad de las MyPEs en Uruguay con el objetivo de fomentar su inclusión financiera son cuatro. La primera se refiere a que, desde octubre de 2015, las MyPEs pueden concurrir a los bancos o cooperativas de intermediación financiera que decidan ofrecer estos servicios y solicitar gratuitamente la apertura de una cuenta. Estas cuentas tienen similares características que las cuentas para el pago de remuneraciones: sin coste de apertura ni mantenimiento, sin exigencias de saldos mínimos, con consultas de saldo gratuitas, con un mínimo de 5 extracciones y 8 transferencias interbancarias de hasta UI 2,000 (Unidades Indexadas a la Inflación) -aproximadamente 260 dólares<sup>5</sup>) por mes gratis. De este modo, con similares características que las cuentas para el pago de remuneraciones, estas cuentas están

---

<sup>5</sup> Cotización UI-peso uruguayo y cotización dólar estadounidense-peso uruguayo interbancario billete al 08/01/2018, de acuerdo con las estadísticas publicadas por el BCU.

sujetas a requerimientos simplificados de apertura. En este sentido, las instituciones de intermediación financiera que ofrezcan el servicio de pago de remuneraciones deben ofrecer este tipo de cuentas también a las empresas de reducida dimensión económica. Esta posibilidad de acceso a servicios financieros bancarios de pago también permite la obtención de fuentes de crédito así como la participación en programas de ahorro. La importancia de estas medidas radica en la situación de exclusión financiera involuntaria experimentada por las MyPEs uruguayas con anterioridad a la vigencia del nuevo marco legal (DINAPYME, 2018), entre cuyas causas se encontraban la falta de dinero suficiente para abrir la cuenta, los altos costes de las mismas y la falta de documentación requerida para abrir la cuenta, según fue comentado anteriormente de acuerdo con Global Findex (2018). Estas barreras a la inclusión financiera de las MyPEs uruguayas fueron corregidas a partir de la entrada en vigor de las citadas disposiciones, que incrementan la competencia en el sistema financiero y redimensionan el acceso a servicios financieros de pago, ahorro y crédito, entre otros, disponibles a este tipo de empresas.

La segunda medida de promoción de la inclusión financiera de las MyPEs uruguayas consiste en la exoneración del Impuesto al Valor Agregado (IVA) a los intereses de los préstamos otorgados a estas empresas, concedidos ya sea por instituciones de intermediación financiera como por empresas administradoras de crédito, lo que reduce sus costos financieros de acceso al crédito, promoviendo condiciones más favorables para las MyPEs.

Adicionalmente, a efectos de promover el uso de medios electrónicos por parte de la población, la tercera medida engloba una estrategia basada en expandir la red de terminales de punto de venta (*Point of Sale*, POS) para el pago con tarjeta en los comercios en Uruguay, otorgando a las MyPEs un subsidio especial al coste del arrendamiento del POS, que alcanzó niveles máximos de entre 70% y 100% del coste mensual. Al respecto, es necesario aclarar que en Uruguay no existe obligación para los comercios de aceptar medios electrónicos de pago, por lo que las medidas de estímulo a su uso por parte de los emprendimientos de menor dimensión económica resultan especialmente relevantes, considerando los beneficios fiscales

otorgados a la población por el uso de tarjetas de débito, crédito y otros instrumentos de dinero electrónico para las transacciones de compra de bienes o prestación de servicios.

Otra de las medidas de inclusión financiera a las MyPEs se refiere a la exoneración de las retenciones de impuestos en las ventas que realicen con medios de pago electrónicos y que equivalen a un rango de entre 2% al 5% del valor de la venta a cuenta de pago de obligaciones tributarias futuras, a realizar por todas las empresas uruguayas. Esta medida implica la reducción de costes financieros a las MyPEs.

Finalmente, una quinta medida ha permitido a las MyPEs beneficiarse de una reducción promocional de los aranceles máximos que deben abonar a las instituciones emisoras de medios electrónicos de pago por su uso, respecto al establecido para el resto de las empresas uruguayas.

En definitiva, la ley No. 19.210 establece una serie de medidas de promoción de la inclusión financiera de las MyPEs en el Uruguay, habilitando especialmente el acceso a servicios financieros tradicionales, ámbito del cual se encontraban excluidas o bien experimentaban dificultades en el acceso. Estas nuevas disposiciones legales modifican y amplían las fuentes de financiamiento disponibles hasta el momento, redimensionando las condiciones de mercado de las IMFs, lo que motiva a profundizar en las condiciones de sustentabilidad financiera de las mismas.

### **1.3.MICROFINANZAS: MICROCRÉDITOS E INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS**

En este apartado se define el alcance de los conceptos de microcréditos, microfinanzas e IMFs. Asimismo, se expone la evolución temporal de las microfinanzas y se presentan sus antecedentes pioneros a nivel global.

#### **1.3.1. Marco conceptual**

Schreiner (2005) define los microcréditos como aquellos préstamos en efectivo, sin garantía y concedidos a los emprendedores



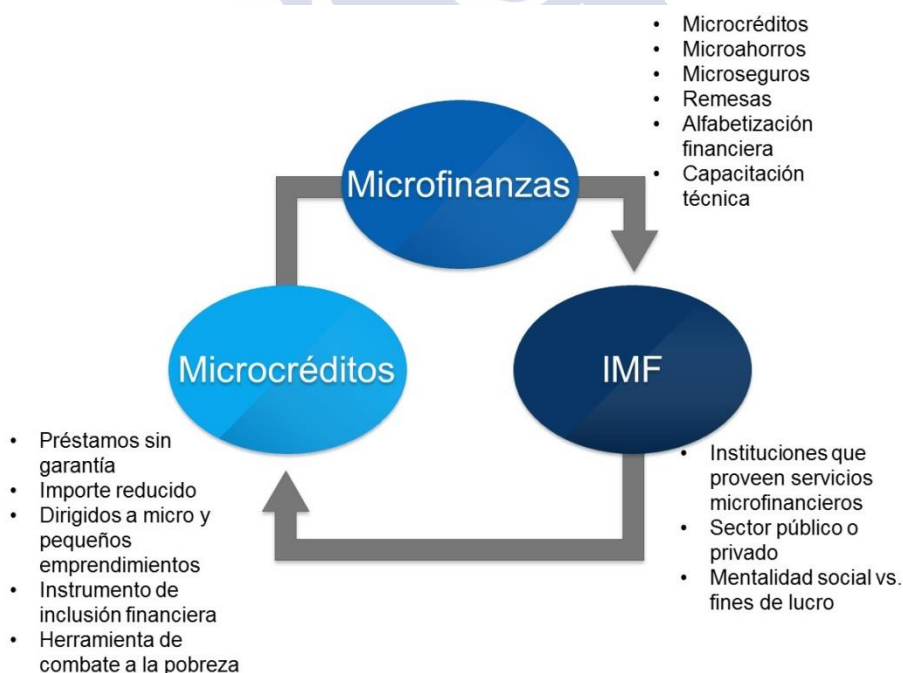
pobres. Según Karlan y Zinman (2011), estos préstamos tienen además la característica de que su importe es pequeño (entre 100 y 500 dólares estadounidenses), y se dirigen a emprendimientos que cuentan con muy pocos o ningún empleado. Son así una herramienta habitual en la lucha por la reducción de la pobreza (De Olloqui *et al.*, 2015; Perossa y Marinaro, 2014). En esta línea, otra definición habitual en la literatura establece que el objetivo del microcrédito es “...otorgar préstamos a los pobres que carecen de activos, y por tanto de garantías tal como se entiende en los circuitos financieros convencionales, a fin de que puedan emprender actividades por cuenta propia que generan ingresos y les permitan mantenerse a sí mismos y a sus familias. Este instrumento es mucho más que prestar una pequeña cantidad de dinero, es la oportunidad para que muchas personas puedan explotar sus potenciales...” (Torre *et al.*, 2012, pp. 29). Esta última definición considera los principales aspectos de las definiciones anteriores de microcréditos y explicita una característica muy relevante: el microcrédito tiene por objetivo el desarrollo de capacidades empresariales independientes que permitan la generación de ingresos para posibilitar la autosuficiencia financiera del empresario y su familia, rompiendo el círculo vicioso de la pobreza (Augsburg *et al.*, 2015; Murdoch, 2000). En suma, los microcréditos cumplen una función económica y social, ya que permiten, por una parte, crear o mantener una micro o pequeña empresa, financiando materias primas o capital circulante, y realizando inversiones en activos fijos, así como por otra, asumir el pago de reparaciones o mejoras de la vivienda, y hacer frente a situaciones adversas como catástrofes (Yunus, 2007).

En general, las instituciones proveedoras de microcréditos ofrecen complementariamente otro tipo de servicios a sus clientes (ahorros, seguros, entre otros), los que en su conjunto reciben el nombre de microfinanzas, y de ahí que estas entidades se conozcan como IMFs. Una primera definición de microfinanzas las concibe como “*aquellos servicios financieros en pequeña escala, principalmente créditos y ahorros, que se proporcionan a las personas que operan pequeñas empresas o microempresas donde se producen, reciclan, reparan o venden bienes, que brindan servicios, que trabajan por salarios o*



*comisiones; cultivan, pescan o rodean; que obtienen ingresos del alquiler de pequeñas cantidades de tierra, vehículos, animales de tiro o maquinaria y herramientas, y a otras personas y grupos en los niveles locales de los países en desarrollo, tanto rurales como urbanos”* (Robinson, 2001, pp.59). Las microfinanzas constituyen entonces la provisión de servicios financieros a los emprendimientos de más bajos ingresos, esto es, a aquellos emprendedores excluidos del sistema financiero tradicional, comprendiendo el otorgamiento de microcréditos, así como programas de microahorro, microseguros, hipotecas y remesas, entre otros servicios, en forma habitual. Adicionalmente, las IMF ofrecen asistencia técnica para el desarrollo y la gestión de micro y pequeños emprendimientos, y también educación financiera y cuidado de la salud (Ledgerwood, 1999). La Figura 1.6 sintetiza los principales aspectos descriptivos de los microcréditos, las microfinanzas y las IMF identificadas.

**Figura 1.6.** Microcréditos, microfinanzas e IMF



Fuente: elaboración propia

### **1.3.2. Evolución temporal de las microfinanzas y tendencias actuales**

Anteriormente a las microfinanzas existían mercados de crédito informales que proveían un acceso al crédito a los sectores más pobres de la economía, los cuales resultaban excluidos involuntariamente de los mercados formales de crédito. Aquellos incluían, por un lado, a miembros de la familia y amigos y, por otro, a créditos proporcionados por locales comerciales, prestamistas profesionales y casas de empeño. Sundaresan (2008) plantea que los proveedores informales permanecen en el tiempo, dado que facilitan el acceso a financiamiento a prestatarios que están excluidos de los mercados formales de crédito. Además, en general, estos mercados informales proveen un nivel de referencia de la tasa de interés que los emprendedores estarían dispuestos a pagar como máximo a la IMF por los microcréditos. Respecto a los préstamos entre familiares cercanos, parientes y amigos, Armendáriz y Morduch (2011) manifiestan que se encuentran en la situación opuesta del resto de los prestamistas informales, que se caracterizan a menudo por sus altos costes: *“Como frecuentemente estos préstamos se hacen con reciprocidad (tú me prestas a mí ahora y, a cambio, yo te presto a ti en el momento en que estés particularmente necesitado de efectivo), a menudo no se cobran intereses y son parte de relaciones de seguridad informales más amplias.”* (Armendáriz y Morduch, 2011; pp. 94).

Desde principios de la década del 20 del siglo XX, las asociaciones de ahorro y créditos rotativos (ROSCAS), las cooperativas de crédito y los programas de préstamos gubernamentales dirigidos a sectores agrícolas proveían un acceso adicional al crédito a los sectores más vulnerables (Armendáriz y Morduch, 2011). De este modo, estos también pueden considerarse entre los antecedentes de las microfinanzas. Sainz (2017) refiere a las ROSCAS como asociaciones financieras de ahorro mutuo sin reconocimiento jurídico que tienen como principal objetivo proveer financiamiento a quienes tienen mínimo o nulo acceso a los créditos institucionales. Asimismo, Armendáriz y Morduch (2011) definen las cooperativas de crédito como asociaciones que recaudan fondos entre

las personas con capacidad de ahorrar en la comunidad y se asignan a su vez a los que quieren invertir. En dichas asociaciones, las decisiones relativas a los importes de los préstamos, tasas de interés y modificaciones estatutarias son tomadas de forma democrática por todos sus miembros. En lo referente a los préstamos a los sectores agrícolas, cabe indicar que, en la década del 70, el Estado era el principal proveedor de créditos productivos en este sector, considerado de alta prioridad en la economía (Ledgerwood, 1999). A este respecto, los préstamos concedidos por el Estado tenían entre otros objetivos promover la producción agrícola así como otras actividades en el medio rural, cuyos trabajadores se caracterizan por obtener ingresos irregulares y se encuentran dentro de los grupos más vulnerables a atender.

El comienzo de la actividad microfinanciera es objeto de debate en el ámbito académico. Ledgerwood (1999) establece su origen en la década del 80, relacionándolo con las investigaciones y las críticas referidas a la provisión estatal de crédito subsidiado al sector agrícola de menores ingresos. Por su parte, Sundaresan (2008) estima que el nacimiento de las microfinanzas se gestó a partir de la operativa que se desarrolló entre 1950 y 1980, en relación a la provisión de pequeños préstamos a prestatarios pobres sin posibilidad de aportar un colateral. En particular, este autor indica que la actividad microfinanciera se financiaba inicialmente con “capital blando”, en otras palabras, con fondos provistos por los gobiernos o agencias de desarrollo, destinados a microcréditos para reducir la pobreza en sectores financieramente excluidos. Ledgerwood (1999) agrega que durante las décadas de los 70 y 80, las IMFs proveían entrenamiento técnico además de microcréditos, lo que requería de la concesión de subsidios. De hecho, en el período 1980-1990, Sundaresan (2008) ubica el desarrollo de muchas IMFs, citando a organizaciones no gubernamentales, instituciones financieras no bancarias y bancos comunitarios, entre otras, que proveían programas de microcréditos a los sectores económicamente más vulnerables, procurando su sostenibilidad.

A partir de los 90, se amplían las fuentes de capital para las IMFs, que comienzan a acceder al mercado de capitales a través de la

emisión de deuda o acciones, a la vez que suman nuevos servicios financieros además de los microcréditos (Sundaresan, 2008). De acuerdo con el Banco Mundial (2017), el financiamiento para la actividad microfinanciera también ha evolucionado con la incorporación de las plataformas de *crowdfunding*<sup>6</sup>, a partir de los préstamos entre pares (*peer-to-peer lending*<sup>7</sup>, P2P). A estas plataformas de fondeo colectivo se conectan los micro y pequeños emprendedores a efectos de obtener el financiamiento necesario para desarrollar sus emprendimientos productivos, en una estructuración que integra también a las IMFs que proveen los fondos requeridos.

Con el paso del tiempo se han verificado varios modelos de desarrollo de las microfinanzas. Larraín (2009) se refiere a las experiencias de *upgrading* y *downscaling*, que determinan el surgimiento de diferentes instituciones especializadas en microfinanzas. El proceso de *upgrading* se refiere a la transformación de organizaciones no gubernamentales (ONGs) en bancos de microfinanzas o instituciones financieras no bancarias. Beledo *et al.* (2007) citan como ejemplo el caso del Banco Sol en Bolivia, que surgió a partir de la ONG denominada Fundación para Promoción y el Desarrollo de la Microempresa (PRODEM). Por su parte, se denomina *downscaling* a aquel proceso por el cual los bancos comerciales crean una subsidiaria que incursiona en el sector microfinanciero. En Uruguay se puede citar el caso de República Microfinanzas S.A., creada por el Banco de la República Oriental del Uruguay (BROU) en 2009, el principal banco comercial del Uruguay, a efectos de proporcionar acceso al crédito a MyPEs de bajos ingresos.

Aportando otra perspectiva a la evolución temporal de las microfinanzas, Robinson (2001) plantea que han migrado desde el viejo paradigma, representado por los programas de créditos subsidiados, provistos desde la órbita gubernamental o por instituciones no gubernamentales en base a donaciones, hacia un

---

<sup>6</sup> Sistema de financiación colectiva que permite el financiamiento de proyectos de emprendedores que tienen una idea o emprendimiento a desarrollar, a través de colaboradores o cofinanciadores que aportan el financiamiento necesario.

<sup>7</sup> Plataformas digitales de préstamos entre particulares que conectan emprendedores e inversores.

nuevo paradigma, representado por las microfinanzas sustentables provistas por instituciones financieras. Bajo el primer paradigma, conocido también como enfoque de préstamos a la pobreza, la provisión de microcréditos depende de un esquema de subsidios, donde el número de clientes atendidos es limitado y el mayor alcance está también condicionado por el bajo nivel de la tasa de interés activa. Robinson (2001) plantea que se está produciendo un cambio fundamental en las microfinanzas hacia un enfoque de sistemas financieros que, en su opinión, puede conducir a microfinanzas comercialmente viables y sostenibles en el tiempo. Así, la Asamblea General de Naciones Unidas declaró 2005 como Año Internacional del Microcrédito, reconociendo la importancia de este instrumento en la erradicación de la pobreza, promoviendo los programas de microcrédito a nivel global e incorporando al microcrédito en los objetivos de desarrollo del milenio. En 2006 fue concedido el Premio Nobel de la Paz a Mohamad Yunus, referido a menudo como el “banquero de los pobres” y considerado el fundador de las microfinanzas, conjuntamente con el Banco Grameen, por sus esfuerzos en luchar contra la pobreza y promover el desarrollo económico y social de las comunidades más pobres.

En la misma línea, el Banco Mundial (2017) analiza la evolución del microcrédito tradicional hacia el concepto más amplio de inclusión financiera, representativo de las dimensiones de acceso y uso de una serie de servicios financieros adecuados para los individuos y empresas más pobres, provistos por instituciones financieras responsables y financieramente sostenibles. El mencionado organismo enfatiza el rol preponderante de las IMFs, los bancos y las *Fintech*<sup>8</sup>, para propiciar el acceso financiero universal y la inclusión financiera integral a las poblaciones no bancarizadas o sub-bancarizadas. Así, actualmente, las mejores prácticas en microfinanzas apuntan a finanzas responsables, en relación a la provisión de servicios financieros de modo inclusivo, transparente y equitativo (Ledgerwood *et al.*, 2013). Asimismo, se reporta la existencia de nuevos modelos de negocio en microfinanzas basados en la infraestructura digital, que

---

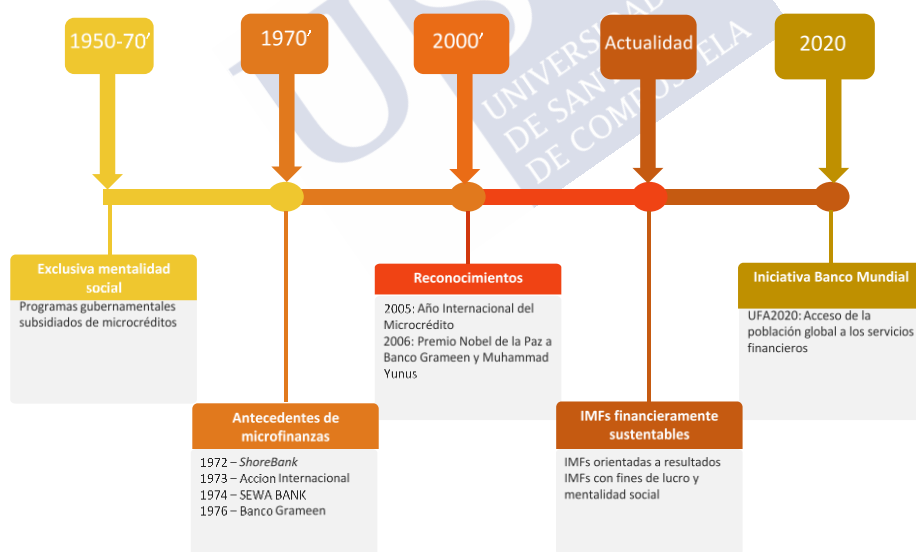
<sup>8</sup> *Fintech* es el acrónimo de *Financial Technology* y representa a empresas que aplican tecnología a los servicios financieros.

proveen la oportunidad de que las IMF expandan su alcance global a través de pagos móviles o agentes corresponsales, o bien canalizando sus servicios financieros a través de *Fintechs*, plataformas de pago y telcos<sup>9</sup> (Banco Mundial, 2017).

Resulta importante destacar que en el año 2015 el Banco Mundial junto con actores del sector público y privado adoptaron la iniciativa UFA2020, a efectos de lograr el acceso financiero universal para el año 2020, promoviendo la inclusión financiera de la población mundial. En particular, la mencionada iniciativa, enfocada en 25 países que abarcan el 70% de los excluidos financieramente, implica que mil millones de personas accedan a una cuenta bancaria o un instrumento electrónico para realizar transacciones financieras básicas.

La Figura 1.7 sintetiza los principales aspectos de la evolución temporal de las microfinanzas reseñados anteriormente.

**Figura 1.7.** Evolución temporal de las microfinanzas



Fuente: elaboración propia

<sup>9</sup> Se denomina así a los proveedores locales de servicios de telefonía (TELEphone COmpany).

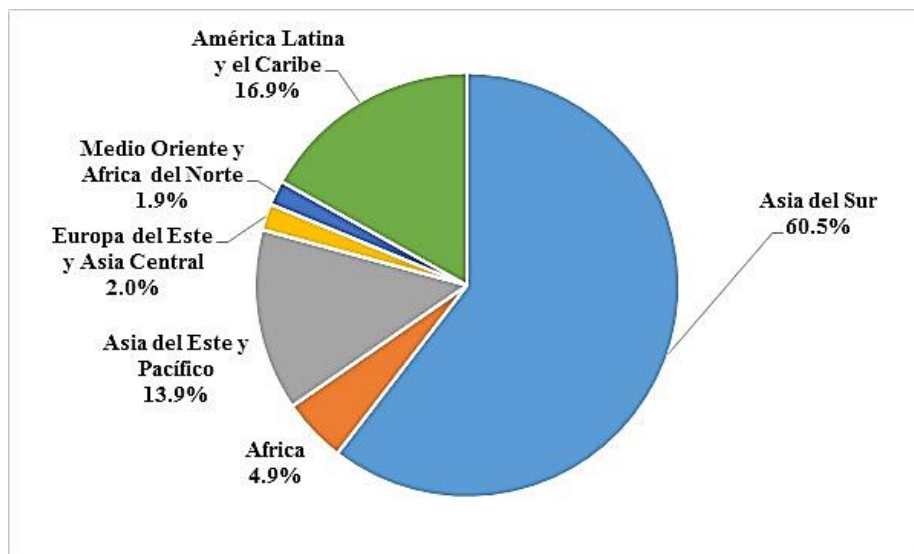
Con su primera edición en el 2010, el *Microfinance Barometer* es una publicación anual que muestra las principales tendencias en el sector microfinanciero global.<sup>10</sup> Dicha publicación incorpora la información que las IMFs y otros proveedores de microcrédito dirigidos a sectores de bajos ingresos a nivel mundial han remitido históricamente a la plataforma de intercambio de información sobre microfinanzas (*Microfinance Information Exchange*, MIX), institución sin fines de lucro fundada en 2002 por CGAP y que representa en la actualidad información sobre más de 3,000 instituciones en todo el mundo. De acuerdo con la edición de 2018, las IMFs atendieron a 139 millones de clientes a nivel global en el año 2017, administrando un portafolio de préstamos equivalente a U\$S 114 billones (Microfinance Barometer, 2018). Los clientes de las IMFs que reportan información a la plataforma MIX fueron mayoritariamente mujeres (83%) y en un 62% correspondían a prestatarios de zonas rurales.

En la Figura 1.8 se muestra la distribución de clientes del mercado microfinanciero a nivel global en el año 2017 (Microfinance Barometer, 2018). Más de la mitad de los clientes se ubican en la región de Asia del Sur (60.5%), siendo seguida por América Latina y el Caribe (16.9%) y Asia del Este y Pacífico (13.9%).

---

<sup>10</sup> Esta publicación es realizada en conjunto por la plataforma Convergences, la Federación Nacional de Cajas de Ahorro (Fédération nationale des Caisses d'Epargne, FNCE), la Fundación Mastercard, la Plataforma Europea de Microfinanzas (European Microfinance Platform, e-MFP) y Oikocredit.

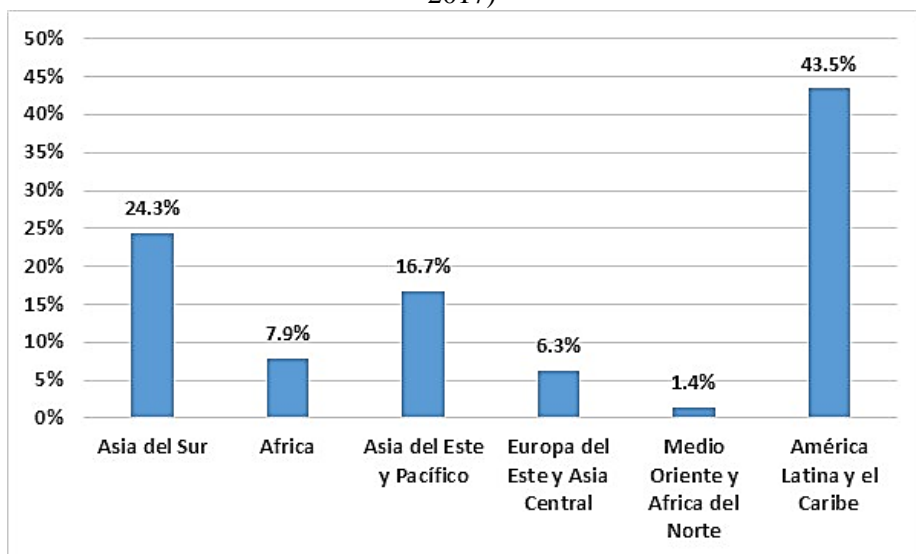
**Figura 1.8.** Distribución de clientes activos de microfinanzas por región (% , 2017)



Fuente: elaboración propia en base a Microfinance Barometer (2018)

La Figura 1.9 ilustra la distribución de la cuantía de los portafolios de microcréditos a nivel geográfico, mostrando que la región de América Latina y el Caribe detenta la mayor porción del mercado (43.5%). A continuación, se sitúan Asia del Sur (24.3%) y Asia del Este y Pacífico (16.7%).



**Figura 1.9.** Distribución de portafolios de microcréditos por región (% , 2017)

Fuente: elaboración propia en base a Microfinance Barometer (2018)

Otra perspectiva de la situación actual de las microfinanzas en el mundo es provista por el reporte *The Global Microscope*, desarrollado por la Unidad de Inteligencia de la publicación *The Economist* (*Economist Intelligence Unit*, EIU), con el apoyo del Fondo Multilateral de Inversiones (*Multilateral Investment Fund*, FOMIN), el BID, el Centro para la Inclusión Financiera en Acción<sup>11</sup>, y la Fundación MetLife. Este informe publica el índice de evaluación de la industria microfinanciera, considerando variables representativas del marco y prácticas regulatorias, del marco de apoyo institucional, así como de la estabilidad de la industria microfinanciera. Mientras la primera edición del reporte en 2007 evaluaba la industria microfinanciera en 15 países de América Latina y el Caribe (*Global Microscope*, 2007), a partir de la edición en 2013 se considera la evaluación del mercado de microfinanzas en 55 países a nivel global (*Global Microscope*, 2013), siendo la última edición disponible con

<sup>11</sup> Acción Internacional es una organización considerada como uno de los antecedentes principales de las microfinanzas, que se desarrollará en el epígrafe 1.3.3.

esta estructura. En particular, el puntaje de un país es obtenido a partir de la consideración de los doce indicadores para cada una de las tres categorías que se indican a continuación:

A. Marco y prácticas regulatorias

1. Regulación y supervisión de portafolios de microcréditos
2. Constitución de instituciones de microcréditos reguladas y/o supervisadas
3. Constitución y/o operación de instituciones de microcréditos no reguladas
4. Capacidad reguladora y supervisora para microfinanzas
5. Marco regulatorio para toma de depósitos

B. Marco de apoyo institucional

6. Transparencia contable
7. Protección al cliente: Transparencia en la tarificación
8. Protección al cliente: Resolución de disputas
9. Burós de crédito
10. Políticas y prácticas para transacciones financieras a través de agentes

C. Estabilidad

11. Shocks políticos a las microfinanzas
12. Estabilidad política general

En primer lugar, el índice considera el marco regulatorio vigente en cada país para las microfinanzas, evaluando, entre otros aspectos, la calidad de la regulación y supervisión, las condiciones para la constitución y operativa de IMFs reguladas, la existencia de IMFs no sujetas al marco regulatorio vigente y su capacidad de aceptar depósitos del público. La segunda categoría refiere al soporte institucional del mercado de microfinanzas, evaluando en cada país el alineamiento de las normas contables de las IMFs a los estándares internacionales, la transparencia en la fijación de tasas de interés de los microcréditos, la existencia de un sistema formal de resolución de disputas para los clientes de IMFs, la calidad técnica y financiera del sistema de reporte de créditos y la existencia de transacciones con

microcréditos a través de celulares o corresponsalías financieras. La tercer y última categoría está vinculada con la existencia de factores políticos que puedan interferir en el desarrollo de la industria de microfinanzas y las condiciones generales de estabilidad en el país.

La metodología del puntaje –tanto a nivel latinoamericano como global– implica asignar a cada uno de los primeros diez indicadores un valor entre 0 (peor) y 4 (mejor) y construir un índice consolidado entre 0 y 100, donde este último es el valor máximo, a partir de una ponderación del 50% para los factores A y B. El factor C se utiliza como medida de ajuste del índice por concepto de inestabilidad política, creado a partir de la combinación de los últimos dos. La edición global en 2013 muestra que la región de América Latina y el Caribe prima sobre el resto de regiones, obteniendo el puntaje regional total más alto (Global Microscope, 2013). En la Figura 1.10 se consigna el ranking de índice de evaluación microfinanciera correspondiente a las cinco regiones analizadas. En el apartado 1.5.1 de este capítulo se profundizan en los resultados de la evaluación de esta región a nivel país.

**Figura 1.10.** Ranking de evaluación microfinanciera por región (2013)



Fuente: elaboración propia a partir de Global Microscope (2013)

A partir de 2014, el informe Global Microscope revisó la metodología y comenzó a publicar indicadores de inclusión financiera, considerando que las microfinanzas son una forma relevante de permitir el acceso a financiamiento a individuos y empresas de reducida dimensión económica. De este modo, los indicadores considerados en 2014 y ediciones siguientes son los que se establecen a continuación:

1. Apoyo del gobierno a la inclusión financiera
2. Capacidad de regulación y supervisión para la inclusión financiera
3. Regulación prudencial
4. Regulación y supervisión de carteras de crédito
5. Regulación y supervisión de actividades de captación de depósitos
6. Regulación de seguros dirigidos a poblaciones de bajos ingresos
7. Regulación y supervisión de sucursales y agentes/corresponsales
8. Requisitos para entidades de crédito no reguladas
9. Pagos electrónicos
10. Sistemas de información crediticia
11. Reglas de conducta de mercado
12. Mecanismos de reclamación y operación de los mecanismos de resolución de controversias

Similarmente a lo ya indicado con el índice de evaluación de la industria microfinanciera, a cada indicador –que contiene de uno a tres subindicadores que, a su vez, están compuestos por un número variable de preguntas- se les asigna un puntaje, donde el mayor número es el mejor y 0 es el peor. Cada indicador tiene la misma ponderación para determinar el índice consolidado, mientras que los subindicadores tienen una ponderación variable. Finalmente, se agrega

el factor de ajuste, representativo de la estabilidad política y las normas que influyen en la inclusión financiera. Considerando el ranking más reciente disponible, relativo al año 2018, dentro de las diez primeras posiciones se encuentran siete países de América Latina, a saber, por su orden, Colombia, Perú, Uruguay, México, Chile, Argentina y Brasil (Global Microscope, 2018).<sup>12</sup>

Considerando el ranking disponible a 2016<sup>13</sup>, destaca el crecimiento observado para Uruguay, que desde la decimoprimera posición en 2016 asciende a la tercera ubicación en el ranking a 2018. Asimismo, también es dable destacar el ascenso de Argentina (desde la 44va. posición en 2016) y de Brasil (desde la 20va. posición en 2016) hacia la novena posición compartida en 2018 (Global Microscope, 2016, 2018). En el apartado 1.5.1 se aporta mayor información sobre la situación y perspectivas de las microfinanzas en América Latina así como el detalle del ranking de países según nivel de inclusión financiera (ver Tabla 1.2).

### 1.3.3. Instituciones de microfinanzas: precursores

La literatura académica suele distinguir cuatro antecedentes principales en el nacimiento de las microfinanzas y, particularmente, de los microcréditos, a través de la identificación de las siguientes instituciones:

- Asociación de Mujeres Trabajadoras por Cuenta Propia (*Self-Employed Women's Association – SEWA BANK*) (India)
- Banco Grameen (Bangladesh)
- Acción Internacional (América Latina)
- *ShoreBank* International (Estados Unidos)

---

<sup>12</sup> En particular, en la primera posición se encuentra Colombia, seguido por Perú y Uruguay, en la segunda y tercera posición, respectivamente. En tanto México se ubica en la sexta posición a nivel global, Chile, Argentina y Brasil ocupan los últimos tres lugares en el ranking de los diez países con un mejor entorno para la inclusión financiera a nivel global

<sup>13</sup> En particular, Colombia y Perú compartían el primer lugar y, a continuación, se ubicaban Chile y México (Global Microscope, 2016).

A continuación, se realiza una breve caracterización de cada una de estas instituciones precursoras. Todas estas iniciativas tienen en común la provisión de pequeños préstamos a sectores de la población excluidos del acceso al crédito por la banca tradicional, que surgieron a partir de necesidades de la comunidad o de ciertos gremios de actividad, y cuya experiencia exitosa con pequeños emprendedores, especialmente mujeres, registrando altas tasas de devolución de los préstamos, sentaron las bases para la expansión del mercado de microcréditos a nivel nacional y mundial (Sundaresan, 2008).

#### 1.3.3.1. La asociación de mujeres autónomas: SEWA BANK (India)

En 1972, un grupo de trabajadoras autónomas pertenecientes a la industria textil en Ahmedabad (India) formó su propia organización bajo el nombre de Asociación de Mujeres Trabajadoras por Cuenta Propia (*Self-Employed Women's Association*, SEWA), registrándose como sindicato en Gujarat (India), con el objetivo principal de *"fortalecer el poder de negociación de sus miembros para mejorar los ingresos, el empleo y el acceso a la seguridad social"* (SEWA BANK, 2018a, Sección History; SEWA, párrafo 1). Cabe indicar que en India los trabajadores autónomos constituyen un sector no organizado e incluyen a vendedores ambulantes, trabajadores a domicilio, trabajadores agrícolas, trabajadores domésticos, etc. Se caracterizan, en general, por un bajo nivel de alfabetización y altos niveles de pobreza, no detentando capital de trabajo ni activos propios, no obstante lo cual contribuyen con su trabajo de manera muy significativa a la economía y la sociedad hindú. En dicho país, el 92% de todos los trabajadores se encuentran en el sector no organizado, mientras que este porcentaje alcanza el 96% si se consideran únicamente las mujeres trabajadoras (SEWA, 2013).

A efectos de acceder al capital necesario para la inversión productiva y dado que estaban excluidos de los servicios financieros formales, los miembros de SEWA establecieron la primera IMF en 1974 bajo la naturaleza de un banco cooperativo urbano. De este modo, 4,000 trabajadoras aportaron conjuntamente el capital social

inicial para establecer el banco cooperativo SHRI MAHILA SEWA SAHAKARI BANK (en adelante, SEWA BANK), estando supervisado por *The Reserve Bank of India* y *The State Government* (SEWA BANK, 2018a). SEWA BANK otorga microcréditos a sus miembros para capital de trabajo, herramientas o depósitos de almacenamiento, con prioridad sobre los préstamos al consumo. A diferencia de las instituciones financieras formales, que exigían altos niveles de documentación y de colateral, el SEWA BANK presentó mecanismos informales de concesión de préstamos, así como servicios financieros de ahorros y seguros para ayudar a las mujeres a salir del círculo vicioso de la pobreza por causa del endeudamiento, falta de activos y bajos niveles de ingresos. La IMF tuvo una rápida expansión, recibiendo capitales para préstamos desde instituciones sin ánimo de lucro, organismos donantes y fundaciones privadas.

Bhandari y Kundu (2013) reportan una tasa de devolución de los microcréditos otorgados por SEWA BANK del 92%, “la más alta entre todos los intermediarios financieros en India” (Bhandari y Kundu, 2013; pp.32). Por su parte, *Women’s World Banking*<sup>14</sup> registra que el portafolio de préstamos de SEWA BANK en el año 2014 ascendía a U\$S 14,526,569 y contaba con 183 empleados. Posteriormente, en el período 2016-2017, SEWA BANK tenía 471,653 clientes activos, que en su totalidad pertenecían al sexo femenino (SEWA BANK, 2018b, Sección Growth Profile, 2016-2017). Actualmente, esta institución ofrece servicios de crédito, ahorro y seguros así como educación financiera y asesoramiento comercial. En 2017, SEWA BANK recibió el premio *The Inclusive Finance India Award* por su contribución al avance de la inclusión financiera en India.

#### 1.3.3.2. Banco Grameen (Blangadesh)

En 1976, el Dr. Muhammad Yunus, un ex profesor de economía de la Universidad de Chittagong, sentó las bases para fundar el Banco

---

<sup>14</sup> ONG internacional dedicada a promover el acceso a los servicios financieros de las mujeres de bajos ingresos.

Grameen en el pueblo de Jobra (Bangladesh) a partir de un primer microcrédito por una suma equivalente a 27 dólares estadounidenses concedido a 42 personas pobres del entorno. En un contexto de hambruna de la población, inundaciones y el reciente fin de la guerra por la independencia del país, Armendariz y Morduch (2011) reportan que, en el período 1973-1974, el 80% de la población de India vivía bajo el umbral de la pobreza. En estas condiciones, Yunus desarrolló una nueva metodología de concesión de préstamos a los más pobres, basada en los siguientes principios fundamentales:

1. Préstamo sin colateral
2. Grupos de solidaridad
3. Pagos diarios del servicio de deuda
4. Préstamos a mujeres

La condición para ser beneficiario de sus microcréditos era ser un individuo pobre, perteneciente a un hogar con menos de medio acre<sup>15</sup> de tierra cultivable de calidad media, o bien dueño de activos que no excedieran el valor de un acre de tierra cultivable de calidad media. La solicitud de garantía era un requisito habitual de los préstamos concedidos por instituciones financieras en India. Sin embargo, la población más pobre de Jobra no estaba en condiciones de ofrecerla. Este requisito fue sustituido por Yunus por la idea de los grupos de solidaridad, mecanismo que permitía que los prestatarios se convirtieran en garantes entre sí. Al principio, los grupos de solidaridad estaban basados en el sector de actividad de los emprendimientos (por ejemplo, todos los prestatarios dedicados a la cría de cabras). Posteriormente se desarrolló la idea de grupos de solidaridad con miembros que utilizaban los préstamos para distintos propósitos y se estableció un tamaño de cinco miembros por grupo. Los préstamos se dirigían primero a dos miembros, luego a otros dos y por último al quinto miembro del grupo. A los efectos de ilustrar cómo operaba la solidaridad en el grupo, cabe indicar que el ciclo de préstamo continuaba en la medida que los préstamos fueran devueltos en tiempo y forma, pero, en el caso que un miembro del grupo incumpliera su deuda y el resto de los miembros del grupo tampoco la

---

<sup>15</sup> Medida agraria de superficie del sistema anglosajón que equivale a 4,046 mt.<sup>2</sup>



devolviera, todos los miembros del grupo eran excluidos del acceso a préstamos en el futuro. Esta característica proporcionaba incentivos a los miembros para la devolución de la deuda en tiempo y forma, para establecer un grado de control o supervisión sobre sus vecinos, y para seleccionar copartícipes responsables al formar los grupos (Ledgerwood, 1999). Yunus (2007) reporta que la conformación de grupos de solidaridad implicaba que, antes de recibir préstamos, todos los miembros del grupo debían incorporarse a un programa semanal de capacitación sobre las políticas del banco y rendir posteriormente un examen oral de aptitud de forma individual. Este procedimiento aseguraba que solamente aquellos que tuvieran mayor necesidad de acceder a los préstamos se autoseleccionaran como miembros de los grupos. Otra de las peculiaridades del Banco Grameen residía en que todas las sesiones de otorgamiento y pago de préstamos, de asistencia obligatoria, se realizaban al aire libre, para prevenir actos de corrupción y responsabilizar a los deudores directamente ante sus prestamistas (Yunus, 2007). Finalmente, la metodología del Banco Grameen incorporaba incentivos dinámicos, por los cuales al principio se otorgaban préstamos por importes pequeños, que luego se iban incrementando en la medida que el grupo demostrara capacidad e intención de pago.

Si bien al comienzo la frecuencia de devolución de los microcréditos fue diaria en el Banco Grameen, en adelante los préstamos fueron pagaderos en cuotas semanales, con duración y tamaño variables, y con criterios flexibles para facilitar su devolución (Yunus, 2007). Cabe indicar que el Banco Grameen ha evidenciado que los prestatarios femeninos disminuyen el riesgo financiero de la institución, por lo que esta IMF priorizaba el acceso al crédito a las mujeres de los hogares más pobres. A este respecto, Sundaresan (2008) refiere que estas primeras experiencias de microcréditos demostraron que las mujeres accedían a microcréditos a efectos de financiar pequeños emprendimientos y que registraban muy buen comportamiento de pago. Según lo reportado por *Women Aid International*<sup>16</sup>, los préstamos otorgados por el Banco Grameen

---

<sup>16</sup> Organización voluntaria internacional de ayuda humanitaria, cuya misión es otorgar asistencia a mujeres en situaciones de guerra, pobreza, represión y abusos.

aumentaron el empleo de las prestatarias femeninas en un promedio de 128 horas al mes, proporcionando aproximadamente 80 horas de empleo mensual a los miembros de las familias de los prestatarios (Women Aid International, 2001). Así, el programa de crédito tiene un efecto multiplicador que contribuye a los objetivos de desarrollo de la autosostenibilidad económica y la mejora del nivel de vida.

En el año 2006, se concedió el Premio Nobel de la Paz en forma compartida a Muhammad Yunus y al Banco Grameen por sus esfuerzos para expandir las microfinanzas a nivel mundial y contribuir a reducir los niveles de pobreza. Históricamente, muchos países han replicado las metodologías del Banco Grameen y, actualmente, el Fondo Grameen organiza programas a nivel global a efectos de replicar la metodología del banco en regiones pobres en todo el mundo, proporcionando entrenamiento a las organizaciones respectivas, con el objetivo de reducir la pobreza, aumentar el empleo, así como las capacidades empresariales de los más pobres. Por ejemplo, en Alan y Getubig (2010) se reporta el desarrollo de 147 proyectos de microfinanzas similares en 39 países de África, Asia y el Pacífico, Europa y América Latina a octubre/2010, alcanzando a 9 millones de prestatarios pobres, con desembolsos de aproximadamente U\$S 7 billones en microcréditos. Según su reporte mensual a mayo/2018, el Banco Grameen cuenta con 8,979,126 miembros, de los cuales el 97% son mujeres. Asimismo, hasta esa fecha, se habían concedido 11,565,034 préstamos a microemprendimientos y el total desembolsado ascendía a U\$S 24,913.54 millones, considerando además los préstamos para la vivienda, para realizar estudios de educación superior y para mendigos. La tasa de recuperación de préstamos, obtenida como cociente entre el importe amortizado y el importe desembolsado del préstamo, ascendía al 99.20% (Grameen Bank, 2018).

#### 1.3.3.3. Acción Internacional (América Latina)

Acción Internacional (en adelante, Acción) fue fundada por Joseph Blatchford en 1961 y tiene su base en Boston (Estados Unidos). En sus comienzos, en base a la actuación de voluntarios,

funcionó como una iniciativa de desarrollo comunitario en varios barrios pobres urbanos de Venezuela y durante dicha década también trabajó en Argentina, Brasil y Perú, colaborando con la instalación de organizaciones locales (Acción Internacional, 2017a).

En 1973, una de las organizaciones de Acción en Recife (Brasil), comenzó a otorgar préstamos pequeños a los miembros de la comunidad. Bruce Tippet, gerente del Proyecto Acción en Recife, coincide con las ideas originales del fundador del Banco Grameen, por las cuales a pesar de la creencia generalizada de que los pobres carecen de capacidades, si tienen la oportunidad de acceder a un préstamo adecuado a sus necesidades, pueden lograr su autosuficiencia financiera, demostrando una tasa muy alta de cumplimiento de los microcréditos (Dowla y Barua, 2006): *“Cuando comenzamos este programa [en 1973], no había ninguna fuente de préstamos para la gente pobre. Los banqueros y la comunidad en general no creían que las personas indigentes tuvieran la inteligencia, la capacidad o la entereza moral, de pedir préstamos y pagarlos...En el primer año, la devolución de los préstamos fue de un 99,5%. Y eso demostró que éste era un grupo de personas en las que se podía confiar. Desde un principio nos dimos cuenta de que si esto se hacía en gran escala, podía tener un impacto muy importante en esas comunidades.”* (Acción Internacional, 2017b Sección Historia, Década de 1970: Comienzo de los microcréditos, párr. 4-6)

La metodología de concesión de préstamos en Acción se basa en la existencia de grupos de solidaridad, de entre cuatro a siete miembros, que se garantizan entre sí mismos el cumplimiento de los préstamos, al no serles requerido el aporte de colateral. Por otro lado, la concesión de nuevos préstamos está supeditada al pago en tiempo y forma por cada uno de los miembros del grupo. La diferencia con las características del grupo de solidaridad del Banco Grameen se refiere a los clientes de los microcréditos, provenientes de localidades urbanas, tanto hombres como mujeres con niveles de ingresos pequeños y medianos (Ledgerwood *et al.*, 2013). Otra de las diferencias con la metodología del Banco Grameen es su flexibilidad para adaptarse a las características de los países donde el modelo se ha expandido (Haití, Ecuador y Brasil, entre otros), lo cual contrasta con

las réplicas de la metodología Grameen, que deben reflejar exactamente las prácticas del Banco fundado por el Dr. Yunus.

Actualmente, Acción es una organización de microfinanzas, sin fines de lucro, que canaliza recursos financieros –a través de bancos comerciales–, asistencia técnica y programas de alfabetización financiera destinados a la instalación de IMFs, colaborando para convertirlas en instituciones financieramente sustentables. Así, cuenta con una red de socios prestamistas que se extiende por América Latina, África, Asia y Estados Unidos y gestiona Acción U.S. Network, una plataforma de préstamos directos a micro y pequeños emprendimientos en Estados Unidos (Ledgerwood *et al.*, 2013). Cabe indicar que Acción colaboró con el proceso de creación del primer banco comercial del mundo dedicado exclusivamente a las microfinanzas, Banco Sol, que se fundó en 1992 en Bolivia. Banco Sol fue, a su vez, el primer banco especializado en microfinanzas regulado en el mundo, caso de estudio en América Latina (ver Schreiner; 1999a, 1999b, 2003 y 2004a) y receptor en 2007 del Premio Interamericano para el Desarrollo de la Microempresa a la Excelencia en Microfinanzas otorgado por el BID.

En 2016, Acción contaba con un portafolio de préstamos de 10.9 millones de dólares estadounidenses provistos por medio de IMFs socias y 4,200 millones de dólares estadounidenses en depósitos de ahorro, correspondientes a 4.6 millones de ahorristas (Acción Internacional, 2016). Posteriormente, Acción anunció el lanzamiento del primer fondo mundial de *Fintech* para personas y negocios desatendidos financieramente en el año 2017, denominado Fondo de Inclusión Acción Frontier, cuyo objetivo es catalizar las innovaciones de *Fintech* que pueden mejorar la calidad y la disponibilidad de los servicios financieros en mercados emergentes.

#### 1.3.3.4. ShoreBank International (Estados Unidos)

El South Shore Bank, considerado el primer banco de desarrollo comunitario en Estados Unidos, se constituyó en 1972 a partir de la compra de un banco comercial en el barrio de South Shore (Chicago),

que detentaba una alta tasa de desempleo y exclusión social y en el cual el 95% de su población era de origen afrodescendiente. Renombrado ShoreBank en el año 2000, desde 1973 concedió alrededor de 12,500 microcréditos por valor de 550 millones de dólares estadounidenses a familias y pequeños emprendimientos en varios barrios de Chicago (Taub, 2002).

ShoreBank es también considerado un banco ético, categoría en la que también se ubica el SEWA Bank, es decir, con inversiones socialmente responsables, dado que invirtió todos los recursos provenientes de los depósitos de los integrantes de la comunidad en la revitalización de viviendas y creación de empresas en Chicago, generando confianza y motivación para el surgimiento de micro y pequeñas empresas. En este ámbito, ShoreBank desempeñó un importante papel en la estabilización y reconstrucción de varios barrios de bajos ingresos de Chicago. Como resultado de la vinculación territorial del ShoreBank con la comunidad se generaron sinergias que permitieron, por un lado, la reactivación económica de los barrios y, por otro, la generación de un beneficio comercial.

Posteriormente, ShoreBank se expandió a nivel nacional y mundial, extendiéndose a las comunidades de bajos ingresos en Detroit, Cleveland, Michigan, Arkansas y el noroeste del Pacífico. Por otro lado, en relación al desarrollo de la industria microfinanciera internacional, cabe indicar que ShoreBank Advisory Services, filial internacional de ShoreBank, ayudó a los bancos en Europa Central con préstamos para pequeñas empresas. Asimismo, sus fundadores realizaron funciones de consultoría para Muhammad Yunus en el diseño del Banco Grameen en Bangladesh. ShoreBank combinó banca comercial, desarrollo inmobiliario, fondos de préstamos sin fines de lucro para pequeños empresarios, así como servicios de formación e inserción laboral destinados al desarrollo de la comunidad.

El eslogan de la institución, "Cambiemos el mundo" (*Let's change the world*), implicaba que ShoreBank no sólo quería ser visto como un banco sino como el líder de un movimiento en el que el dinero podría ser prestado de manera redituable a personas pobres en barrios pobres, mejorando la calidad de vida y el nivel

socioeconómico de todos los miembros de la comunidad. Su acción puede ser comparada con el movimiento que promovió el Dr. Yunus en Bangladesh, pues a través de ambas iniciativas se inyectó financiamiento en comunidades pobres que estaban excluidas del crédito. Por tanto, su misión está muy alineada con las microfinanzas y a lo largo de su historia sirvió como una referencia destacada de una IMF exitosa, ejemplo de un proceso de *downscaling*, con un importante impacto entre los barrios minoritarios más pobres de Chicago, logrando rentabilidad por su gestión.

Durante 35 años su gestión prosperó y ShoreBank fue una institución que competía con los bancos tradicionales, quienes se asociaron con estas instituciones comunitarias incorporando su experiencia en el otorgamiento de préstamos a empresas en entornos difíciles. A partir del colapso financiero de 2008 y la consiguiente desaceleración económica que desencadenó, ShoreBank enfrentó pérdidas significativas debido a la ampliación de gran cantidad de préstamos de riesgo para la vivienda residencial. Ante el agravamiento de sus problemas financieros, varias instituciones financieras como Citigroup, JPMorganChase, Bank of America y Goldman Sachs se unieron para intentar salvarlo. Finalmente, los reguladores federales decretaron el cierre de ShoreBank en agosto de 2010 y las instituciones mencionadas anteriormente son actualmente miembros de un consorcio que está invirtiendo en las operaciones de ShoreBank asumidas por la Corporación Federal de Seguros de Depósitos (*Federal Deposit Insurance Corporation*, FDIC), que han sido renombradas Urban Partnership Bank.

La Figura 1.11 muestra un resumen de los aspectos más relevantes de los antecedentes del negocio microfinanciero comentados anteriormente a través de sus cuatro precursores principales.

**Figura 1.11.** Principales antecedentes de microfinanzas

Fuente: elaboración propia

Habiendo presentado los principales antecedentes de las microfinanzas, el siguiente apartado desarrolla los distintos enfoques operativos aplicados por las IMFs a nivel global, a partir de los cuales se derivan tipologías de IMF así como metodologías de concesión de préstamos.

#### 1.4. ENFOQUES OPERATIVOS EN LA GESTIÓN MICROFINANCIERA

De la mano de la evolución temporal de las instituciones proveedoras de microcrédito, a menudo la literatura se refiere a diferentes enfoques operativos de las IMFs que confluyen en la identificación de tipologías para estas instituciones en base a sus funciones y los objetivos que persiguen. A continuación, este epígrafe aborda los dos enfoques operativos que han caracterizado históricamente la actividad de las IMFs, desarrollando, además, las tres tipologías existentes de concesión de microcréditos. Se concluye



presentando las diferentes metodologías utilizadas por las IMFs para gestionar los microcréditos según la literatura revisada.

#### **1.4.1. La actividad de las IMFs: enfoques operativos**

La actividad de las IMFs fue categorizada por Robinson (2001), quien planteó la migración desde los programas de microcréditos subsidiados y financiados por gobiernos u ONGs en base a donaciones, hacia un enfoque representado por las microfinanzas sustentables provistas por instituciones financieras. Posteriormente, Beledo *et al.* (2007) señalaron la existencia de dos tipos de enfoques operativos en las instituciones de microcrédito:

1. *Enfoque institucionalista*, según el cual la institución procura ser eficiente desde el punto de vista económico y el segmento de la población a atender son los colectivos u hogares situados cerca de la línea de pobreza, es decir, “*el segmento más alto de los pobres*” (Beledo *et al.*, 2007; pp. 9).
2. *Enfoque welfarístico*, que implica que la institución busca contribuir a la reducción de la pobreza, proveyendo servicios financieros a los colectivos más pobres.

Bermúdez y Piñalva (2008) retoman esta clasificación refiriéndose al enfoque de pobreza o filantrópico y al enfoque de autosostenibilidad o economicista. Según estos autores, el enfoque filantrópico tiene por objetivo atender a personas en situación de pobreza extrema, siendo generalmente realizado desde la esfera estatal y muchas veces acompañado de capacitación, tecnificación o formalización, entre otros servicios complementarios. Por su parte, el segundo enfoque concibe la actividad microfinanciera como una actividad comercial que debe ser rentable y profesional, por lo que la tasa de interés cobrada a los prestatarios debe ser suficiente para cubrir todos los costes de la misma.

Conforme con estas clasificaciones, durante la etapa inicial de la concesión de créditos a los más pobres el microcrédito cumplía básicamente una función social, que no atendía estrictamente al objetivo de la maximización del resultado (Lara *et al.*, 2014).



Siguiendo las experiencias pioneras en microfinanzas señaladas anteriormente en el epígrafe 1.3.3, el desarrollo de la industria microfinanciera se estructuró en base a modelos promovidos por instituciones no gubernamentales, instituciones financieras no bancarias, bancos rurales y bancos populares. Así, según Sundaresan (2008), la década del 90 marca el inicio de la apertura de servicios económico-financieros proporcionados por estas instituciones, pautando además el ingreso de los bancos al mercado microfinanciero. Al mismo tiempo, comienzan a distinguirse nuevas alternativas de financiamiento, como la emisión de deuda o capital por parte de las IMFs, así como la titulización de los microcréditos. De esta forma, los mercados de capitales comienzan a integrarse rápidamente con las necesidades de financiamiento e inversión de los mercados de microfinanzas.

#### **1.4.2. Tipologías de IMFs**

A partir de los enfoques operativos reseñados en el apartado anterior, en los cuales coinciden Robinson (2001), Beledo *et al.* (2007) y Bermúdez y Piñalva (2008), se derivan diferentes tipologías de IMFs, de acuerdo a la combinación de estos enfoques con la actividad de las mismas. De este modo, Bos y Millone (2015) plantean la coexistencia de tres tipos de IMFs, investigando si la eficiencia operativa de unas y otras debe ser evaluada en base a la rentabilidad de su portafolio de microcréditos o en términos del alcance de sus microcréditos a la población objetivo:

1. IMFs orientadas a resultados, con financiación privada y sostenibles financieramente.
2. IMFs que persiguen un objetivo social, subsidiadas y no orientadas a resultados.
3. IMFs con fines de lucro y mentalidad social.

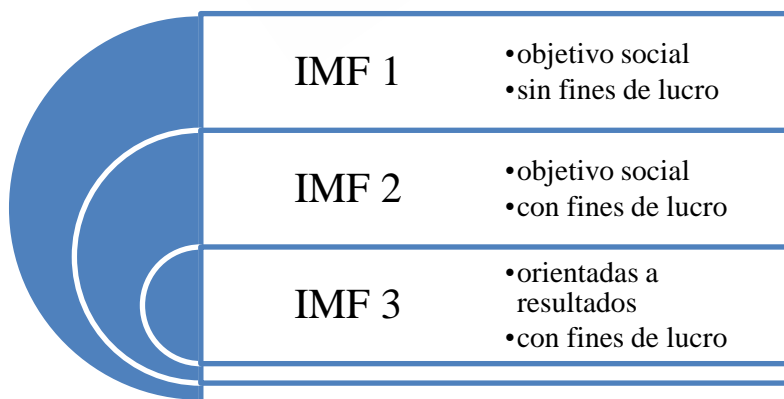
Considerando estos tres modelos de negocios de las IMFs, así como sus posibles combinaciones, Bos y Millone (2015) concluyen que la eficiencia disminuye en la medida que las IMFs se distancian de su modelo de negocio original, así como también cuando se

incrementa el riesgo de la cartera de microcréditos. Contrariamente, la eficiencia se incrementa con el otorgamiento de préstamos a las mujeres y a los clientes frecuentes. Estos autores destacan también la importancia de considerar las múltiples perspectivas de las microfinanzas, y el uso del cuadro de mando integral para optimizar la eficiencia de las IMFs.

Sundaresan (2008) se refiere también al fenómeno de segmentación de la población objetivo de las IMFs, identificando el tramo más bajo de las necesidades de financiamiento de las IMFs, relacionadas con los prestatarios de más bajos ingresos, con IMFs de objetivos filantrópicos o cuasi-filantrópicos. Por su parte, los tramos más altos, ocupados por las IMFs que pueden acceder a los mercados de capitales y atienden las necesidades de financiamiento de los sectores de mayores ingresos corresponden a IMFs con fines de lucro y financieramente sostenibles. El surgimiento de IMFs viables comercialmente es a menudo objeto de críticas, cuestionándose que la obtención de rentabilidad pueda estar en conflicto con sus objetivos sociales (Mersland y Strom, 2010).

La Figura 1.12 ilustra las tipologías de IMFs reseñadas anteriormente de acuerdo con la literatura previa.

**Figura 1.12.** Tipologías de IMFs



Fuente: elaboración propia

En consistencia con las diferentes tipologías bajo las cuales es posible actualmente la concesión de microcréditos, coexisten diferentes proveedores de servicios microfinancieros, pudiendo destacar la actuación de instituciones especializadas en microfinanzas (organizaciones no gubernamentales, instituciones financieras no bancarias y bancos de pobres<sup>17</sup>), junto a bancos comerciales, bancos estatales y de desarrollo, bancos comunitarios<sup>18</sup>, cooperativas de ahorro y crédito y proveedores informales de servicios financieros (FOMIN, 2012). Tal y como afirman Beledo *et al.* (2007), asociado con la búsqueda de rentabilidad, se ha registrado la incorporación de nuevos servicios financieros hacia la población objetivo, que se proveen en conjunto con el microcrédito.

Considerando el rol social del microcrédito, cabe también destacar que, en la actualidad, la prestación de microcréditos, al transformarse en una actividad comercial rentable, habitualmente se otorga a altas tasas de interés, por lo que es posible que los emprendedores no tan pobres dejen fuera de los programas a los realmente pobres, en caso de que el servicio provisto a estos últimos no sea rentable (Yunus, 2007). De esta manera, el compromiso entre el fin social de los microcréditos y la búsqueda de la rentabilidad resalta la importancia de que las IMFs procuren una mayor eficiencia en el proceso de otorgamiento de los microcréditos, avanzando hacia prácticas de mitigación de riesgo de crédito que posibiliten su mantenimiento en el mercado. En este contexto, cabe reflexionar sobre la posibilidad de incorporar prácticas financieras eficientes en todos los aspectos de la operación de negocios de las instituciones proveedoras de microcréditos, con el objetivo de lograr su sostenibilidad financiera. A este respecto, las herramientas estadísticas de *credit scoring* pueden ayudar a las IMFs en la evaluación de su riesgo de crédito, contribuyendo a detectar, por ejemplo, los casos de más alto riesgo. Sin embargo, ello no sustituye completamente a los oficiales de crédito, que construyen información cualitativa sobre los

---

<sup>17</sup> Generalmente surgen del proceso de conversión de organizaciones sin fines de lucro en entidades financieras reguladas (*upscalling*).

<sup>18</sup> Instituciones creadas por instituciones locales para proveer servicios financieros a sus integrantes.

deudores en base a una relación cercana con los mismos (Schreiner, 1999b).

### **1.4.3. La provisión de microcréditos: metodologías**

Habiendo explicado los diferentes enfoques operativos aplicados por las IMFs y las tipologías resultantes de su actividad, se presentan en este apartado las diferentes metodologías aplicadas por las IMFs en la concesión de microcréditos. En particular, Armendáriz y Morduch (2011) especifican las siguientes metodologías que utilizan las IMFs para proveer microcréditos:

1. Individual.
2. Grupos de solidaridad.
3. Mixto.
4. Bancos de aldea.

#### *Préstamos individuales*

Los préstamos individuales están dirigidos a personas que desarrollan una actividad económica estable, que pueden demostrar capacidad y voluntad de pago del servicio de deuda del préstamo y gozan a su vez de buenas referencias personales. La característica fundamental de estos préstamos, en relación a los grupos de solidaridad, es que los titulares de los préstamos son los únicos responsables de devolver las sumas prestadas a la IMF (Lara, 2010). Sainz (2017) subraya que estos préstamos pueden ser ajustados a las características del cliente y su capacidad de pago.

#### *Grupos de solidaridad*

El método de extender microcréditos basados en grupos de solidaridad, conocidos también como la “metodología Grameen”, es atribuido a Muhammad Yunus y se basa en el concepto de que los prestatarios de bajos niveles de ingresos no pueden acceder a un colateral para obtener un préstamo individual. Bajo dicha modalidad, los microcréditos son concedidos a un grupo de prestatarios que son solidariamente responsables por cada uno de los préstamos concedidos a los miembros del grupo, es decir, cada uno garantiza al resto. De

acuerdo con Sundaresan (2008), el proceso de formación del grupo es muy relevante, por lo que se debe permitir que los mismos prestatarios determinen los miembros de los grupos, dada la calidad de la información de la que disponen sobre prestatarios de alto riesgo y de bajo riesgo, lo que permite reducir la selección adversa. Sainz (2017) establece que los miembros del grupo comparten un vínculo común de vecindad o amistad y se unen para solicitar en forma conjunta cada uno su crédito. Posteriormente, el promotor de la IMF les otorga capacitación y asistencia para constituir el grupo y explica la dinámica de funcionamiento.

En general, los grupos se componen de entre un mínimo de 3 personas a un máximo determinado por la IMF. Los grupos cuentan con reglas internas, disciplina y regulaciones sobre ingresos y egresos del grupo. En este sentido, la IMF no decide por el grupo sino que solamente lo guía. Por otro lado, los grupos pueden estar conformados por prestatarios del mismo sector de actividad o bien de una mezcla de negocios. Asimismo, los importes solicitados por los miembros del grupo pueden ser fijos o variables. En la fecha de repago o amortización de la deuda, si algún miembro del grupo impaga sus obligaciones el resto de los miembros deben pagar por los miembros que no pudieron hacerlo. En otras palabras, no se admiten incumplimientos en la fecha de repago. Si un miembro incurre en varios incumplimientos, en general, es expulsado del grupo. En la metodología original del Banco Grameen, si uno de los miembros no pagaba su deuda el grupo perdía su capacidad crediticia, con lo cual los propios clientes de la IMF se convertían en analistas y cobradores de los microcréditos (Lara, 2010). Según Armendáriz y Morduch (2011), esta modalidad mitiga el riesgo moral, posibilitando que ante el impago de uno de los miembros del grupo el resto pueda imponer sanciones de tipo social y/o económica al prestatario moroso. La asistencia obligatoria a reuniones semanales es otra de las características distintivas de esta metodología (Ledgerwood, 1999), en las que se realizan los pagos de los préstamos, se analizan las solicitudes de nuevos microcréditos y, en ocasiones, también se realiza capacitación a los miembros del grupo.

### *Metodología mixta*

Las IMFs que conceden préstamos a grupos y también otorgan préstamos individuales utilizan metodologías denominadas de tipo mixto. Según Armendáriz y Morduch (2011), que consideran 890 programas de microcréditos incluidos en *MicroBanking Bulletin*, el ratio entre gastos operativos y el valor del portafolio de préstamos de estas IMFs es alto, por encima de las IMFs que se concentran en préstamos individuales o bien en préstamos a grupos. Por otro lado, el promedio del importe de los microcréditos otorgados por estas IMFs son los menores de las cuatro metodologías identificadas por los autores -esto es, préstamos individuales, grupos de solidaridad, metodología mixta y bancos de aldea-. Asimismo, la proporción de mujeres clientas es la más alta, al mismo nivel de los bancos de aldea.

### *Bancos de aldea*

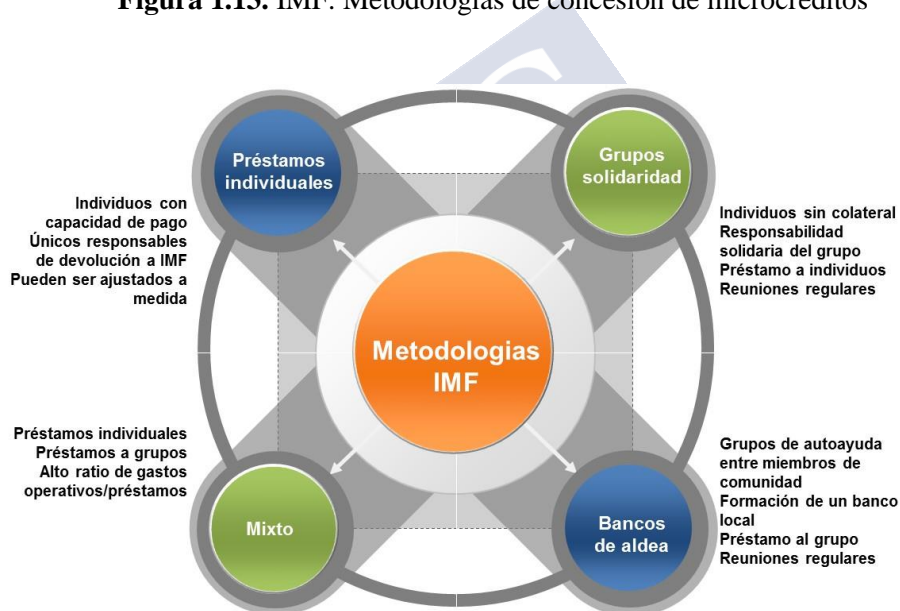
Según Armendáriz y Morduch (2011), la modalidad de microcréditos de bancos de aldea se utiliza en África, América Latina y Asia, donde los grupos son integrados por 10 a 30 personas aproximadamente y se mantienen los conceptos básicos del préstamo a grupos: la responsabilidad solidaria y las reuniones regulares. John Hatch, fundador de la IMF Fundación para la Asistencia Comunitaria Internacional (*Foundation for International Community Assistance*, FINCA) fue el creador de esta metodología, en la que grupos de emprendedores de bajos ingresos se asocian para compartir y garantizar unos a otros los microcréditos otorgados por la IMF. El objetivo es crear grupos de autoayuda (*self-help groups*) entre miembros de una misma comunidad para facilitar el acceso a servicios financieros y comenzar una actividad productiva (Sainz, 2017). Esta modalidad, también conocida como “bancos comunales”, implica la formación de un banco local entre los miembros de la comunidad, organizado por la IMF. A diferencia de los grupos de solidaridad, el microcrédito se extiende al grupo y este lo distribuye entre sus miembros. Posteriormente, el grupo cobra el servicio de deuda a los miembros y realiza un único pago a la IMF (Lara, 2010).

Si bien una de las innovaciones más importantes de las IMFs es la modalidad de préstamos a grupos donde prima la responsabilidad

solidaria de los miembros del grupo ante el incumplimiento en los pagos de cualquiera de ellos, Armendáriz y Morduch (2011) reportan que las IMF están retornando paulatinamente a la modalidad de préstamos individuales. Asimismo, indican que la modalidad de préstamos a grupos subsiste para préstamos pequeños ofrecidos a clientes con mayores niveles de vulnerabilidad socioeconómica, siendo preferidos los préstamos individuales en áreas de población dispersa, con comunidades heterogéneas o acentuadas diferencias sociales.

La Figura 1.13 ilustra las diferentes metodologías de concesión de microcréditos de las IMF.

**Figura 1.13.** IMF. Metodologías de concesión de microcréditos



Fuente: elaboración propia

Además de la clasificación principal de metodologías, también pueden distinguirse otras modalidades que se han incorporado con el paso del tiempo y que son complementarias a las anteriores. Una de estas innovaciones es el préstamo progresivo, que se refiere a otorgar microcréditos por importes que se incrementan gradualmente a aquellos grupos o prestatarios individuales que hayan observado un



comportamiento anterior de pago satisfactorio. Otra de las modalidades de préstamos implica adoptar enfoques flexibles sobre la garantía, donde lo relevante es el valor que el prestatario atribuye a la pérdida de la garantía –por ejemplo, los enseres del hogar-, más que el valor que el prestamista espera obtener por la venta del bien (Armendáriz y Morduch, 2011). Adicionalmente, existe el requerimiento de las IMFs de que los prestatarios demuestren su capacidad de ahorro durante un período antes de que puedan ser elegibles para un préstamo, así como procurar que los pagos se hagan en público e incorporar a los vecinos del prestatario en las decisiones de crédito.

### **1.5.LAS MICROFINANZAS EN AMÉRICA LATINA**

Después de la delimitación conceptual del microcrédito y su contextualización dentro de las IMFs y, por extensión, las microfinanzas, así como la identificación de los principales enfoques operativos y tipologías de IMFs, este apartado revisa las principales fuentes disponibles para la provisión de microcréditos para micro y pequeños emprendimientos en Latinoamérica y, de forma particular dado el objeto de este trabajo de investigación, en Uruguay. Por tanto, el objetivo es identificar y exponer una caracterización de la oferta microfinanciera en dicho contexto geográfico. Asimismo, en relación con Uruguay, se incluye una descripción de su principal público objetivo que son las empresas de reducida dimensión económica (MyPEs).

#### **1.5.1. Situación actual y perspectivas de la industria microfinanciera en América Latina**

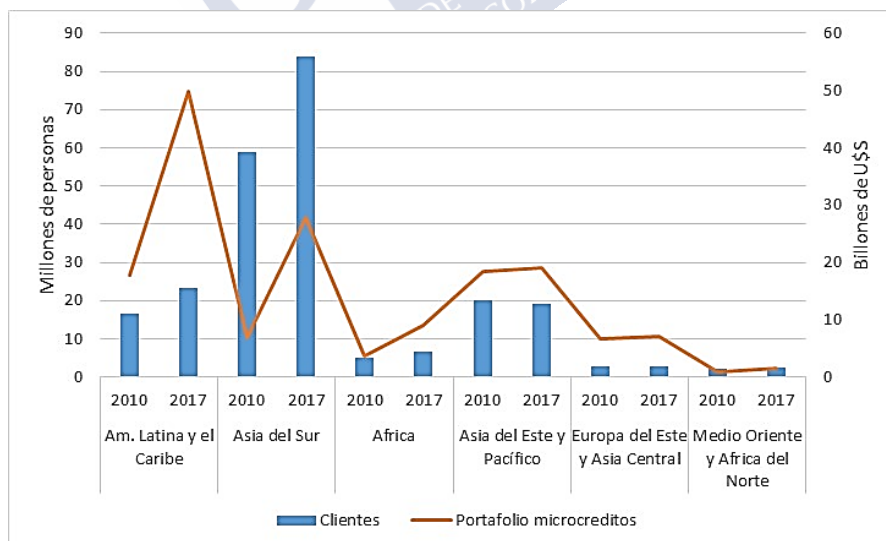
En el apartado 1.3.2. se presentó información estadística sobre la situación de la industria microfinanciera a nivel global, en la que se incluyen datos sobre América Latina. Según datos de Microfinance Barometer (2017, 2018), esta región ocupaba el primer lugar desde el punto de vista del valor de los portafolios de préstamos en 2017, con un 43.5% del total, en ascenso respecto a 2016, donde representaba el 41.7%. Además, la distribución de los clientes de microcréditos muestra que la región detenta un 16.9% de porción de mercado que, no obstante,



registró un descenso respecto a 2016, donde se ubicaba en un 17.6%. En ambas fechas, la distribución por clientes ubica a la región por detrás de Asia del Sur, que se encuentra a la cabeza en el mundo, con un 60.5% y 59.3% del total, en 2017 y 2016, respectivamente.

La Figura 1.14 muestra la evolución de los clientes (en millones) y el valor de los portafolios de microcréditos (en billones de dólares estadounidenses) en 2010 y 2017, primera y última edición disponible del *Microfinance Barometer*, respectivamente. La región de América Latina y el Caribe mejoró su posición de mercado, pasando de representar el tercer lugar en clientes de microcréditos en el año 2010 a ocupar el segundo puesto en 2017, mientras que, en términos de portafolio administrado, subió de la segunda a la primera posición en el mismo período. Por otro lado, la variación porcentual entre 2010 y 2017 constata que los clientes de microcréditos en Asia del Sur y América Latina experimentaron un incremento del 43% y 42%, respectivamente, mientras que el portafolio administrado por las IMFs latinoamericanas registró un crecimiento en el período 2010-2017 del 181%, en segundo lugar después de Asia del Sur (310%).

**Figura 1.14.** Evolución de clientes y portafolios administrados por IMFs (millones de personas, billones de U\$S, 2010 y 2017)



Fuente: elaboración propia en base a Microfinance Barometer (2012, 2018)

Sundaresan (2008) agrega otra perspectiva de análisis comparado de las microfinanzas por región. Utilizando datos de la plataforma MIX para África, Asia del Este, América Latina y Asia del Sur, observa que la mediana del importe de los microcréditos es varias veces superior en América Latina que en el resto de las regiones, para todos los diferentes tipos de IMFs, como bancos, cooperativas, instituciones financieras no bancarias y ONGs. Ello es un factor que podría considerarse explicativo del porcentaje que detenta América Latina y el Caribe en la distribución del mercado de microfinanzas según clientes y portafolios administrados en 2017, y que puede estar relacionado con la definición de microcréditos e incluso de micro y pequeños emprendimientos en cada una de las regiones consideradas.

En Microfinance Barometer (2018) se informa que la región de América Latina y el Caribe registraba en 2017, con respecto a 2016, un crecimiento de 1.1% en términos de clientes de IMFs y de 12.4% en relación al portafolio de microcréditos. Asimismo, las mujeres aventajaban a los hombres en términos de 2 a 1 y los clientes de zonas rurales representaban un 33%. Cabe indicar que a nivel mundial las mujeres tienen una participación muy superior como clientes de microcréditos, representando una proporción de 5 a 1 respecto a los hombres, mientras que los clientes rurales registran una participación del 62%. En particular, entre los 10 países con mayor número de clientes y valor del portafolio de las IMFs a nivel global en 2017, se encuentran 4 países de América Latina: México, Perú, Brasil y Colombia, en las posiciones 4, 7, 8 y 9, respectivamente. Considerando la información proporcionada por Microfinance Barometer (2017), 6 países latinoamericanos se encontraban en el año 2016 dentro de las 10 primeras posiciones: Perú, México, Colombia, Bolivia, Brasil y Ecuador, en las posiciones 4, 5, 7, 8, 9 y 10, respectivamente. De este modo, si bien se mantiene la representación de México, Perú, Brasil y Colombia en los dos últimos años del informe publicados, Bolivia y Ecuador ya no integran el ranking de los 10 principales países en términos del alcance de la inclusión financiera.

Janda y Zetek (2013) establecen que América Latina ocupa el primer lugar como la región con mayor experiencia en microfinanzas,

haciendo referencia a los programas históricos de microcréditos gubernamentales destinados al sector agrícola aplicados en la región, lo que resulta consistente con los primeros estadios de evolución de las microfinanzas (Sundaresan, 2008; Ledgerwood, 1999). Según Janda y Zetek (2013), el crecimiento de las microfinanzas en la región fue más acentuado en los países de menor extensión geográfica que en los países más grandes, debido a que en los primeros las políticas gubernamentales de financiamiento mediante microcréditos a los sectores de actividad de menores ingresos, especialmente en el sector rural, fueron más directas que en los segundos. Al respecto, si bien ya fue comentado el mayor valor de la mediana de los microcréditos en América Latina (Sundaresan, 2008) con relación al de otras regiones, cabe resaltar que el crecimiento porcentual del alcance de las IMFs en el período 2010-2017 –considerando los clientes atendidos por el sector microfinanciero– registra el segundo lugar a nivel geográfico, a sólo 1% de diferencia con Asia del Sur, lo cual evidencia la relevancia de este mercado para las economías de América Latina (CFI, 2015).

Asimismo, el índice de evaluación de la industria microfinanciera en América Latina a 2013, representativo del marco y prácticas regulatorias, del apoyo institucional, así como de la estabilidad de la industria microfinanciera, ubica a la región en el primer lugar a nivel global (Global Microscope, 2013). En la edición correspondiente a 2018, se evalúan las condiciones del contexto de cada país de cara a la inclusión financiera –considerando subindicadores referentes a las microfinanzas– y solamente se proporcionan los indicadores a nivel país, no a nivel región, por lo que no es posible la comparación con ediciones anteriores del índice (Global Microscope, 2013). Respecto a la apertura por países, en 2007 los cinco países mejor evaluados en términos del entorno latinoamericano de negocios para las microfinanzas eran, por este orden, Bolivia, Perú, Ecuador, El Salvador y República Dominicana (Global Microscope, 2007). Posteriormente, en la edición global relativa a 2013, los países de la región ocuparon cinco de los diez primeros puestos del índice, a saber, por este orden, Perú, Bolivia, Colombia, El Salvador y República Dominicana (Global Microscope, 2013).

La Tabla 1.2 muestra el ranking de países latinoamericanos considerando el índice de evaluación de la industria microfinanciera en 2007 y 2013, así como el índice de evaluación de la inclusión financiera en 2018 (Global Microscope, 2007, 2013, 2018). En este sentido, cabe reiterar que la primera publicación del índice de evaluación de microfinanzas en 2007 consideraba solamente a 15 países de América Latina, mientras que en su edición de 2013 el índice tiene un alcance global, lo cual explica la gran mayoría de las caídas en su evaluación. Además, es relevante comentar que Bolivia, Perú y Colombia se mantienen o mejoran su situación en 2013 respecto a 2007. En efecto, las ediciones de 2007 y 2013 ubican a Bolivia y Perú en las dos primeras posiciones, lo cual está en línea con De León *et al.* (2012), que destacan a estos países como los de mayor desarrollo del mercado microfinanciero.

Global Microscope (2018) expande su contenido a la inclusión financiera global. Dentro de América Latina, son Colombia y Perú quienes se ubican en la primera y segunda posición, respectivamente, dos de los países que en términos de tamaño relativo, tanto en cartera administrada como en número de clientes, se encuentran entre las diez primeras posiciones a nivel global, junto con México y Brasil (Microfinance Barometer, 2018).

En un trabajo para CEPAL, Serrano (2009) se refiere a la sustentabilidad de las IMFs colombianas, remarcando su nivel de solvencia y resiliencia frente a las crisis financieras mundiales y la consolidación en un ecosistema microfinanciero con menor cantidad de instituciones proveedoras de microcréditos. A este respecto, la sustentabilidad financiera es uno de los elementos característicos del nuevo paradigma de las microfinanzas (Robinson *et al.*, 2001; Beledo *et al.*, 2007; Bermúdez y Piñalva, 2008), tal como fue comentado en el epígrafe 1.4.1 y habilita la existencia de tipologías de IMFs donde coexiste el objetivo social de las microfinanzas junto con el carácter rentable de la actividad (Bos y Millone, 2015). Por su parte, Lara (2010) sostiene que América Latina es la región con mayor número de IMFs financieramente sostenibles y destaca el crecimiento del microcrédito en Perú, que atribuye a la introducción de reformas en su sistema financiero, donde la actividad de las IMFs está regulada.

Dellien (2003) y Dellien y Schreiner (2005) señalan el nivel de productividad de las IMFs colombianas, cuyos microcréditos están dirigidos a clientes de muy bajos ingresos, habiendo utilizado bases de datos colombianas de microcréditos en sus investigaciones sobre evaluación del riesgo de crédito a través de modelos estadísticos de *credit scoring*.

En relación con la actividad de microfinanzas en países pequeños de América Latina, Bicciato (2002) remarca la importancia del rol del Estado, no solamente en el apoyo al sector microfinanciero, ampliando las condiciones de acceso al crédito, sino también en la asistencia a los micro y pequeños emprendimientos en el desarrollo de sus capacidades de gestión. En este contexto, se destaca en primer lugar el avance de Uruguay, ubicado en el tercer puesto a nivel global, lo que está vinculado con la emisión de la ley de inclusión financiera y uso de medios electrónicos en 2014, uno de cuyos objetivos fundamentales fue la democratización en el uso de servicios financieros por parte de la población. Por otro lado, Microfinance Barometer (2018) destaca la existencia de una estrategia de inclusión financiera con apoyo de representantes de alto nivel en Uruguay, especialmente desde el gobierno, lo que también es señalado en el caso de Colombia y Perú.

A efectos ilustrativos, en la Tabla 1.2 se consideran a partir de 2013 países de Asia y África, regiones donde las microfinanzas han tenido gran desarrollo, destacando los casos de Pakistán, Filipinas, Kenia, Camboya y Uganda, que se encontraban en el tercer, cuarto, quinto, sexto y octavo puesto, respectivamente, del ranking de microfinanzas global. En 2018, se destaca la suba en el ranking de India, que ocupa el cuarto lugar a nivel mundial, señalándose la importancia de su agenda de políticas públicas de inclusión financiera y del establecimiento de instituciones financieras de pequeño porte para atender las necesidades de clientes de ingresos bajos y medios (Microfinance Barometer, 2018). Por otro lado, en Filipinas, que se ubica en el cuarto lugar del ranking, la publicación destaca el marco regulatorio de los emisores de dinero electrónico y la creación de un ecosistema financiero digital como principales factores facilitadores de la inclusión financiera.

**Tabla 1.2.** Ranking de países latinoamericanos según índice de evaluación de microfinanzas e inclusión financiera (2007, 2013, 2016 y 2018)

País	Microfinanzas 2007	Microfinanzas 2013	Inclusión financiera 2016	Inclusión financiera 2018
Bolivia	1	2	13	18
Perú	2	1	1	2
Ecuador	3	23	25	19
El Salvador	4	8	13	23
Rep. Dominicana	5	10	19	43
Nicaragua	6	14	15	37
Paraguay	7	11	15	14
Chile	8	19	6	8
México	9	18	10	6
Colombia	10	7	1	1
Guatemala	11	33	42	43
Brasil	12	20	20	9
Uruguay	13	17	11	3
Venezuela	14	53	50	48
Argentina	15	45	44	9
Pakistán	---	3	5	21
Filipinas	---	4	3	4
Kenia	---	5	8	23
Camboya	---	6	30	43
Uganda	---	8	33	48
India	---	16	3	4

Notas: en 2018, India y Filipinas comparten la cuarta posición. Las celdas sombreadas en color verde corresponden a países que mejoran la posición en el ranking, en color rojo están los países que disminuyen su posición en el ranking, y en color azul aparecen los países que mantienen su posición en el ranking. “---” equivale a dato no disponible.

Fuente: elaboración propia en base a Global Microscope (2007, 2013, 2016, 2018)

Retomando la relación inversa entre tamaño del país y desarrollo microfinanciero según Janda y Zetek (2013), la Figura 1.15 muestra el índice de correlación entre microfinanzas e inclusión financiera, frente a indicadores representativos de la extensión geográfica (en kilómetros cuadrados), población total e indicadores del nivel de pobreza a 2007, 2013 y 2016<sup>1920</sup>. Los resultados obtenidos muestran

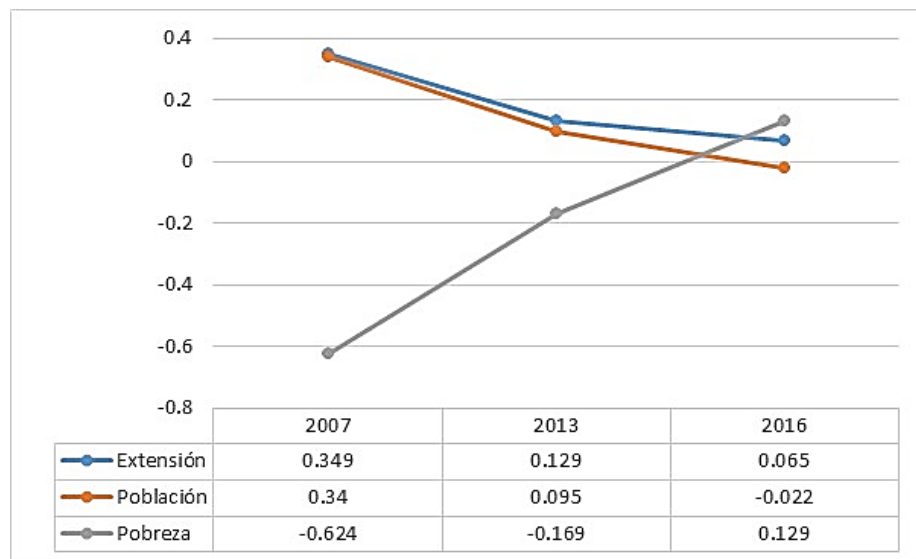
<sup>19</sup> El índice de correlación se calcula para los países indicados en la Tabla 1.2., considerando como indicador de microfinanzas e inclusión financiera el ranking por país según Global

que la correlación de los índices con la extensión del país ha sido en las tres ediciones positiva, con una tendencia descendente y niveles muy bajos en 2016, con lo que podría interpretarse la casi nula correlación entre ambas variables con los datos más recientes. Al considerar datos de población, se mantiene la tendencia descendente, pero en 2016 se encuentra una correlación negativa de la inclusión financiera con el tamaño de la población por país, compatible con la existencia de mejores condiciones para la inclusión financiera en países menos poblados en América Latina. Por otro lado, la correlación del índice de condiciones para la inclusión financiera con los niveles de pobreza por país es negativa en 2007 y 2013, indicando que los países con mejor evaluación para la inclusión financiera son los que detentan menores niveles de pobreza. No obstante, en 2016 se produce un punto de inflexión, constatándose una correlación positiva entre los países con mejor entorno para la inclusión financiera y los mayores niveles de pobreza. Estos aspectos podrían considerarse como elementos a incluir en el debate del cambio de misión de las IMFs a nivel global.

---

Microscope (2007, 2013, 2016) y como indicadores del nivel de pobreza los publicados por CEPALSTAT (Bases de Datos y Publicaciones Estadísticas de CEPAL).

<sup>20</sup> A la fecha de confección del presente documento, no estaban disponibles los datos de pobreza para 2018, por lo que no se presentan los índices de correlación para ese año.

**Figura 1.15.** América Latina: Evaluación Microfinanzas e Inclusión financiera. Índice de correlación (2007, 2013, 2016)

Fuente: elaboración propia en base a Global Microscope (2007, 2013, 2016)

Entre las principales perspectivas de la industria microfinanciera en la región, Lara (2010) señala la inserción total en el sistema financiero y la competencia con el sector bancario en los mercados financieros locales e internacionales. En su opinión, los sistemas de gestión de las IMFs en condiciones de libre mercado requieren de la incorporación de medidas de evaluación y medición de los riesgos del negocio. Hailey *et al.* (2016) informan las perspectivas del mercado microfinanciero para 2017, considerando la provisión de crédito para PyMEs a nivel global. En particular, predicen un crecimiento promedio del mercado a nivel global en torno al 10-15 %, destacándose el crecimiento en la zona de Asia Pacífico con un 25-30% promedio, mientras que en América Latina, con mercados más maduros, el porcentaje de crecimiento esperado es del 5-10% en términos promedio. Por otro lado, Hailey *et al.* (2016) vaticinan una consolidación de las instituciones financieras en el ámbito microfinanciero –debido a la mayor competencia y regulación más estricta–, con una demanda muy relevante de financiamiento no



cubierta, en atención al importante porcentaje de la población aún excluido financieramente.

Por otro lado, el Banco Mundial (2017) también prevé cambios en el financiamiento para la actividad microfinanciera, que ha evolucionado recientemente con la incorporación de las plataformas de *crowdfunding*, a partir de los préstamos entre pares y la posibilidad de obtener financiamiento a través del mercado de capitales. En esta línea, el tránsito de las IMFs hacia un nuevo estadio de evolución, caracterizado por la coexistencia de objetivos sociales y de rentabilidad, junto a instituciones responsables, financieramente sostenibles y no dependientes de subsidios, facilita el acceso de las mismas a fuentes de financiamiento compatibles con los sectores financieros tradicionales. En el futuro inmediato, la actividad de las *Fintech* y otras innovaciones en el mundo del dinero electrónico puede mejorar el alcance de las microfinanzas, incrementando su cobertura para facilitar el acceso a los servicios financieros a las poblaciones con mayores dificultades en términos de distancia a las instituciones financieras, causa frecuente de exclusión involuntaria. A modo de ejemplo, las definiciones más modernas de inclusión financiera consideran a los individuos con una cuenta de dinero móvil como financieramente incluidos (Demirgüç-Kunt *et al.*, 2018), de la misma forma que si detentaran una cuenta bancaria tradicional. Asimismo, la tecnología aplicada a los servicios financieros puede facilitar a las IMFs en la generación de servicios financieros adecuados para sus clientes, que se ha demostrado que pueden crear valor y convertir en rentable a la actividad de provisión de servicios microfinancieros. Finalmente, la iniciativa del Banco Mundial UFA2020, a fin de lograr acceso financiero para toda la población global, se convierte en un incentivo relevante para el redimensionamiento del mercado financiero y la democratización de los servicios financieros, no importando barreras de sexo, edad, distancia o nivel socioeconómico.

### **1.5.2. Las instituciones de microfinanzas uruguayas**

En Uruguay no existe una regulación específica relacionada con la provisión de servicios microfinancieros. De esta forma, esta actividad está presente en instituciones reguladas por el BCU –

regulador y supervisor del mercado financiero en el Uruguay- por la realización de otras actividades financieras o bien dentro de instituciones no reguladas por este organismo.

De acuerdo con Bermúdez y Piñalva (2008), entre las principales IMFs que proveen microcréditos a las MyPEs uruguayas, se encuentran:

- las organizaciones especializadas en microfinanzas;
- los bancos comerciales;
- las cooperativas de ahorro y crédito;
- las empresas administradoras de crédito.

Dentro de las organizaciones especializadas en microfinanzas, encontramos las ONGs (asociaciones civiles, fundaciones, etc.) que proveen acceso a servicios microfinancieros a individuos, así como a micro y pequeños emprendedores de bajos recursos. La oferta microfinanciera tiene distintas características, dependiendo del segmento de público objetivo que atienden. Los bancos comerciales también son proveedores de microcréditos y otros servicios microfinancieros, a través de unidades especializadas en emprendimientos de reducida dimensión económica o bien por medio de subsidiarias a través de procesos de *downscaling*, como ya se explicó. Las cooperativas de ahorro y crédito son otra modalidad de IMF que proveen servicios de microfinanzas únicamente a sus socios, y que revisten especial importancia en los países como instrumento de inclusión financiera debido a su extendida distribución geográfica, que permite aumentar la capilaridad de los servicios microfinancieros. Finalmente, Bermúdez y Piñalva (2008) se refieren a la actividad de las empresas administradoras de crédito en Uruguay, que emiten tarjetas de crédito, órdenes de compra o similares para financiar el crédito al consumo, con recursos propios o bien no provenientes del ahorro público. Algunas de estas empresas también proveen servicios microfinancieros a micro y pequeños emprendimientos en todo el territorio del país.

No obstante lo indicado anteriormente, esta enumeración debe ser completada con los programas de microcréditos ofrecidos por el sector público, en particular por el Ministerio de Desarrollo Social (MIDES),

a través de sus fondos de iniciativas locales y de opción productiva, el Ministerio de Ganadería, Agricultura y Pesca (MGAP), el Ministerio de Industria, Energía y Minería (MIEM) y el Ministerio de Trabajo y Seguridad Social (MTSS), por medio de los fondos rotatorios para emprendimientos asociativos.

La Tabla 1.3 ilustra los principales proveedores de microcréditos en Uruguay, mostrando las instituciones financieras, gubernamentales y no gubernamentales, que conceden microcréditos en Uruguay a emprendedores y colectivos vulnerables, señalando el sector al que pertenecen, el año de inicio del programa respectivo, el colectivo atendido y el financiamiento afectado, según datos disponibles en el año 2017. De este modo, se puede identificar la fragmentación de las múltiples ofertas de microcréditos en Uruguay que, en su gran mayoría, están destinados a micro y pequeños emprendimientos, con distintos grados de vulnerabilidad. Así, en la Tabla 1.3 se puede comprobar que coexisten diversas ofertas de servicios microfinancieros con condiciones de acceso diferentes y diversidad de condiciones de los préstamos, a cargo de distintos proveedores públicos y privados, conformando un mercado heterogéneo y no integrado que podría beneficiarse de su armonización y mayor difusión. Es posible constatar, además, que, si bien hasta inicios del siglo XXI la oferta de servicios microfinancieros estaba básicamente provista por el BROU y múltiples ONGs especializadas en finanzas y cooperativas de crédito, después de la crisis de 2002 se integran a la oferta programas de microcréditos provistos desde el ámbito gubernamental y destinados a individuos y micro y pequeños emprendimientos productivos de menores ingresos, a los que la crisis económico-financiera afectó de forma muy relevante.

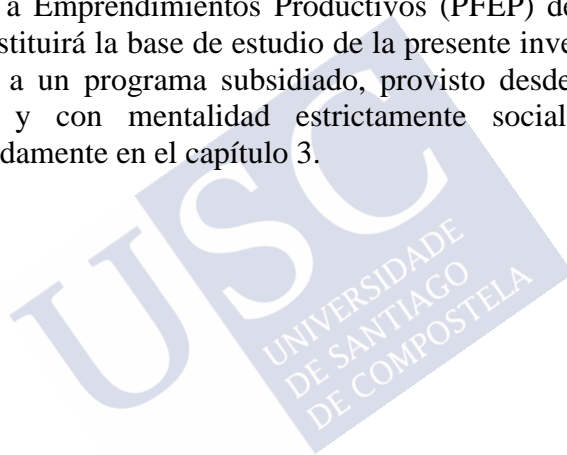
El público objetivo de la oferta microfinanciera en Uruguay está definido en forma diversa, alcanzando en algunos casos a individuos y en otros, a emprendimientos asociativos, en general vinculados a un tipo de empresa (MyPE, PYME<sup>21</sup> o MIPyME), con requisitos a nivel de sector de actividad o ubicación geográfica de los emprendimientos. Por otro lado, los recursos manejados por las IMF's –en los casos que

---

<sup>21</sup> Pequeña y mediana empresa.

esta información está disponible- provienen mayormente de líneas de crédito nacionales –tanto públicas como privadas-, internacionales y depósitos del público, si bien también se verifica la existencia de financiamientos propios.

En suma, existen programas de microcréditos ofrecidos desde el sector público, cuyo objetivo son los emprendimientos de mayor vulnerabilidad económica y social, junto a opciones de créditos destinados a las empresas de mayor tamaño y mayores ingresos, en línea con los distintos modelos de negocios en microfinanzas que se expondrán en el capítulo 2. En particular, el Programa de Fortalecimiento a Emprendimientos Productivos (PFEP) del MIDES de Uruguay constituirá la base de estudio de la presente investigación, correspondiente a un programa subsidiado, provisto desde la órbita gubernamental, y con mentalidad estrictamente social, que se analizará detalladamente en el capítulo 3.



**Tabla 1.3.** Instituciones de microfinanzas uruguayas

NOMBRE	SECTOR	CLASIFICACIÓN DE LA IMF	AÑO INICIO	COLECTIVO ATENDIDO	FINANCIAMIENTO
BROU	Público	Banco comercial	1896	PYMES	Depósitos de residentes
Instituto de Promoción Económico-Social del Uruguay (IPRU)	Privado	Organización especializada en microfinanzas	1965	MYPEs	Fondos rotatorios propios
Federación Uruguaya de Cooperativas de Ahorro y Crédito (FUCAC)	Privado	Cooperativa de ahorro y crédito	1972	Microempresas	Deutscher Genossenschafts- und Raiffeisenverband e.V. - DGRV - Confederación de Cooperativas de Alemania Raiffeisen
Cooperativa Maestros de Ahorro y Crédito (COMAC)	Privado	Cooperativa de ahorro y crédito	1972	MYPEs	n.d.
Cooperativa de Ahorro y Crédito INTEPA (CINTEPA)	Privado	Cooperativa de ahorro y crédito	1977	MYPEs	n.d.
Banco Santander	Privado	Banco comercial	1979	PYMES	Depósitos de residentes
FUNDASOL	Privado	Organización especializada en microfinanzas	1979	MYPEs	Oikocredit, Agencia Española de Cooperación Internacional, Banco Interamericano de Desarrollo
Fundación Uruguaya de Apoyo a la Mujer (FUAM)	Privado	Organización especializada en microfinanzas	1983	MYPEs	Corporación Nacional para el Desarrollo, Banco Interamericano de Desarrollo, Fondo Multilateral de Inversiones
Cooperativa ACAC	Privado	Cooperativa de ahorro y crédito	1986	MYPEs	n.d.
Fundación Ecuémica de Desarrollo del Uruguay (FEDU)	Privado	Organización especializada en microfinanzas	1996	MYPEs	Echumenical Church Loan Fund

NOMBRE	SECTOR	CLASIFICACIÓN DE LA IMF	AÑO INICIO	COLECTIVO ATENDIDO	FINANCIAMIENTO
Grameen Uruguay	Privado	Organización especializada en microfinanzas	2000	Mujeres sustentadoras principales del hogar en situación de pobreza	Donantes privados nacionales e internacionales
Scotiabank (exNuevo Banco Comercial (NBC))	Privado	Banco comercial	2003	PYMES	Depósitos de residentes
Programa de Microcrédito Rural - MGAP	Público	Programa público de microfinanzas	2004	Emprendimientos productivos agropecuarios y no agropecuarios	Fondos públicos
BANDES	Privado	Banco comercial	2006	PYMES	Depósitos de residentes
Proyecto de Opción Productiva (POP) - MIDES	Público	Programa público de microfinanzas	2006	Beneficiarios del ingreso ciudadano (PANES)	Fondo binacional Uruguay-Venezuela
Fondo de Iniciativas Locales (FIL) - MIDES	Público	Programa público de microfinanzas	2006	Personas por debajo de la línea de pobreza	Fondo binacional Uruguay-Venezuela
Fondo Raúl Sendic	Privado	Organización especializada en microfinanzas	2006	Emprendimientos productivos	n.d.
Programa de Fortalecimiento a Emprendimientos Productivos (PFEP) - MIDES	Público	Programa público de microfinanzas	2006	Emprendimientos productivos de carácter grupal o familiar con vulnerabilidad socioeconómica	Fondo para la Convergencia Estructural del MERCOSUR (FOCEM)

NOMBRE	SECTOR	CLASIFICACIÓN DE LA IMF	AÑO INICIO	COLECTIVO ATENDIDO	FINANCIAMIENTO
Programa de Microfinanzas y Articulación Productiva (PMAP) - DIPRODE/OPP	Público	Programa público de microfinanzas	2008	MYPEs	Préstamo BID
Microfin	Privado	Empresa administradora de crédito	2008	n.d.	n.d.
República Microfinanzas	Privado	Empresa administradora de crédito	2009	MYPEs, Trabajadores independientes, con actividad de producción, comercio y servicios	n.d.
Programa de Inversión Productiva (PIP) - MTSS	Público	Programa público de microfinanzas	2010	MIPyMEs	n.d.
Dirección Nacional de Artesanías, Pequeñas y Medianas Empresas (DINAPYME) - MIEM	Público	Programa público de microfinanzas	n.d.	Emprendedores, artesanos y MIPyMEs	n.d.

Notas: DIPRODE: Dirección de Proyectos de Desarrollo. OPP: Oficina de Planeamiento y Presupuesto. PANES: Plan de Asistencia Nacional a la Emergencia Social. ACAC discontinuó la concesión de préstamos a MYPEs en agosto de 2016. MICROFIN se encuentra en proceso de transformación de su negocio, migrando sus carteras fundamentalmente hacia créditos al consumo. n.d.: Sin datos.

Fuente: elaboración propia

Si bien hasta el momento las IMFs uruguayas se erigían como una de las únicas fuentes de financiamiento formales disponibles para los sectores empresariales de más bajos ingresos, a partir de las nuevas disposiciones normativas, su actividad de provisión de microcréditos funciona en forma complementaria a las provistas desde el ámbito bancario.<sup>22</sup> Paralelamente, cabe indicar que la Agencia Nacional de Desarrollo (ANDE) realizó el lanzamiento en julio de 2017 del Paquete de Fomento de Microfinanzas (PFM), con el objetivo de potenciar las microfinanzas en el Uruguay y lograr que una mayor cantidad de MyPES logren el acceso a financiamiento. En definitiva, el redimensionamiento del mercado de crédito disponible para las MyPES uruguayas crea la oportunidad de que las IMFs fortalezcan sus capacidades de gestión y mejoren sus condiciones de sostenibilidad financiera, perfeccionando su sistema de concesión y gestión de créditos a emprendimientos y asegurando la provisión de microcréditos a las MyPES más vulnerables.

El Observatorio de Inclusión Financiera (OIF) de la Universidad de la República en Uruguay provee información sobre la oferta de microfinanzas en el país. En particular, de acuerdo con la información disponible en diciembre de 2014 (último reporte disponible), la cartera de microcrédito productivo alcanzaba los 57 millones de dólares estadounidenses, habilitando el acceso a crédito a 35,246 empresas en todo el país. De acuerdo con datos del INE para 2014, esta cifra equivale al 21.5% de MyPES existentes en el país.<sup>23</sup>

En relación con la composición de la cartera de las IMFs por destino del microcrédito (Figura 1.16), se constata una fuerte concentración hacia el microcrédito productivo (97%) frente al no productivo (3%). Dentro de los primeros, se incluyen aquellos destinados a financiar la compra de maquinaria, ampliar el stock de

---

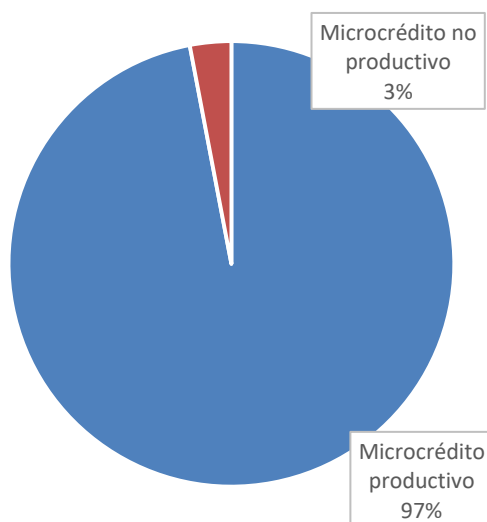
<sup>22</sup> Esta es una de las medidas de promoción de inclusión financiera a MyPES promovidas desde el gobierno uruguayo, exponiéndose detalladamente en el epígrafe 1.2.3.

<sup>23</sup> Las IMFs que aportan información al OIF son: FUNDASOL, IPRU, Cooperativa ACAC, Microfin, República Microfinanzas S.A., CINTEPA, COMAC y FUCAC. Este informe compila los únicos datos disponibles a nivel nacional e internacional sobre las IMFs que proveen oferta microfinanciera en el Uruguay, sobre las cuales es factible realizar un seguimiento de su cartera de crédito (OIF, 2014).



materias primas, remodelar o equipar un local comercial o taller, cambiar vehículo de trabajo, etc. Por su parte, el microcrédito no productivo se refiere al crédito a la vivienda y el capital de libre disponibilidad.

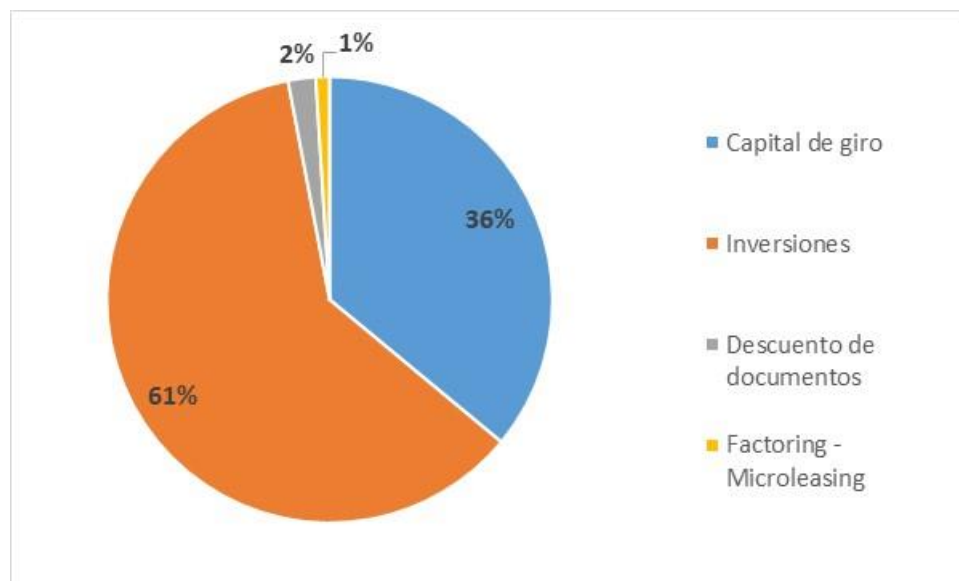
**Figura 1.16.** Distribución de la cartera de las IMF uruguayas según tipo de microcrédito (% , 2014)



Fuente: elaboración propia en base a OIF

En cuanto a la estructura de la cartera de microcrédito productivo (Figura 1.17), se destaca que el 61% se concede para inversiones y un 36% para capital de trabajo. El restante 3% de la cartera se canalizó a través de descuentos de documentos, *factoring* y *microleasing*.

**Figura 1.17.** Cartera de préstamos de las IMFs según producto financiero (% , 2014)



Fuente: elaboración propia en base a OIF

### **1.5.3. Empresas de reducida dimensión económica en Uruguay: caracterización**

En el presente apartado se realiza una presentación cualitativa y cuantitativa de las MyPEs en Uruguay, dado que estas empresas constituyen los principales usuarios de los servicios ofrecidos por las IMFs.

En Uruguay, el poder ejecutivo tiene la potestad de categorizar a MIPyMEs conforme a la realidad socio-económica del país y a las recomendaciones nacionales e internacionales. La Tabla 1.4 establece los requisitos cuantitativos vigentes para ser categorizada como micro, pequeña o mediana empresa en el mercado uruguayo. Esta clasificación opera en función de la aplicación de criterios cuantitativos, como son el personal ocupado y la facturación anual, a los que debe agregarse un criterio de tipo cualitativo. Este último

consiste en no considerar como MIPyMEs a aquellas unidades económicas que cumplan con los criterios cuantitativos pero que sean controladas por una empresa que supere dichos límites cuantitativos, o bien que pertenezcan a un grupo económico que en su conjunto también supere dichos límites. Como se estableció anteriormente, nuestro interés en esta investigación son las MyPEs, no obstante lo cual se muestran asimismo la información correspondiente a las medianas empresas, dado que todos estos tipos empresariales se han regulado a través de la misma norma (Decreto No. 504/2007).

**Tabla 1.4.** Requisitos legales en Uruguay para la categorización empresarial de las MIPyMEs

Tipo de empresa	No. de empleados	Facturación anual (UI)
Microempresa	Hasta 4	2,000,000
Pequeña empresa	Entre 5 y 19	10,000,000
Mediana empresa	Entre 20 y 99	75,000,000

Notas: U.I. significa Unidades Indexadas a la Inflación. La facturación anual no incluye el IVA. En dólares estadounidenses, la facturación es equivalente a U\$S 260,118, U\$S 1,300,590 y U\$S 9,754,421, para MIPyMEs, respectivamente (Cotización U.I.: \$ 3.7284; Dólar Americano: \$ 28.667 al 08/01/2018).

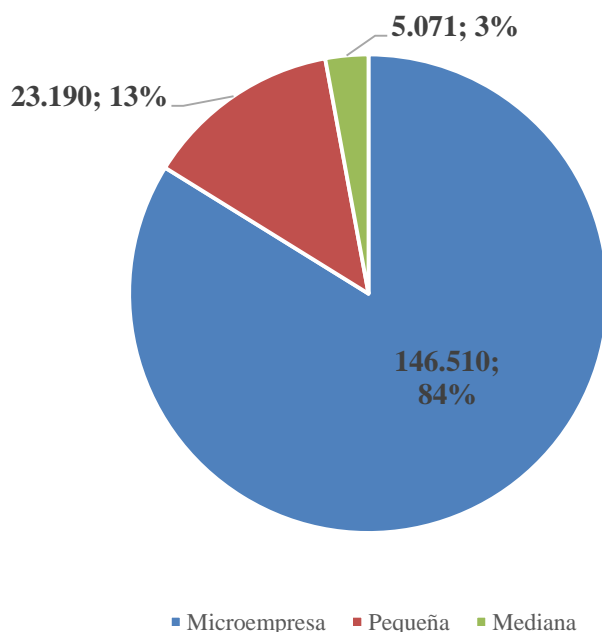
Fuente: elaboración propia a partir de Decreto No. 504/2007

Debe señalarse que, en 1991, tal y como ya se indicó en la introducción de este capítulo, mediante la Ley No. 16.201 se realizó una declaratoria de interés nacional de la actividad de las MIPyMEs en el Uruguay, promoviendo su desarrollo y descentralización geográfica. A su vez, dicha ley refuerza los cometidos asignados a la DINAPYME, unidad creada en el año 1990 con el fin de planificar, coordinar e implementar políticas y programas de fomento para el desarrollo de las MIPyMEs. En particular, este organismo, dependiente del MIEM, y por lo tanto integrante del poder ejecutivo uruguayo, es competente para determinar la inclusión de una empresa en alguna de las tres categorías individualizadas y expedir un certificado que acredite su condición de MIPyME frente a cualquier institución pública o privada.

De acuerdo con datos del INE uruguayo para el año 2016, las MIPyMEs representaban en forma acumulada el 99.53% del tejido productivo uruguayo (174,771 empresas), ocupando a su vez al 67.41% de la fuerza laboral del sector privado (616,193 personas). Si solamente se consideran las MyPEs, estas equivalen a 169,700 empresas (96.64% del total) y ocupan a 423,204 personas (46.3% de mano de obra sector privado).

La Figura 1.18 muestra el número de MIPyMEs en 2016 de acuerdo con el Registro Permanente de Actividades Económicas (RPAE) del INE, así como el porcentaje que cada tipo de empresa representa en el total. En particular, a 2016 existían en Uruguay 174,771 empresas clasificadas como MIPyMEs, representando las microempresas un 84% del total.

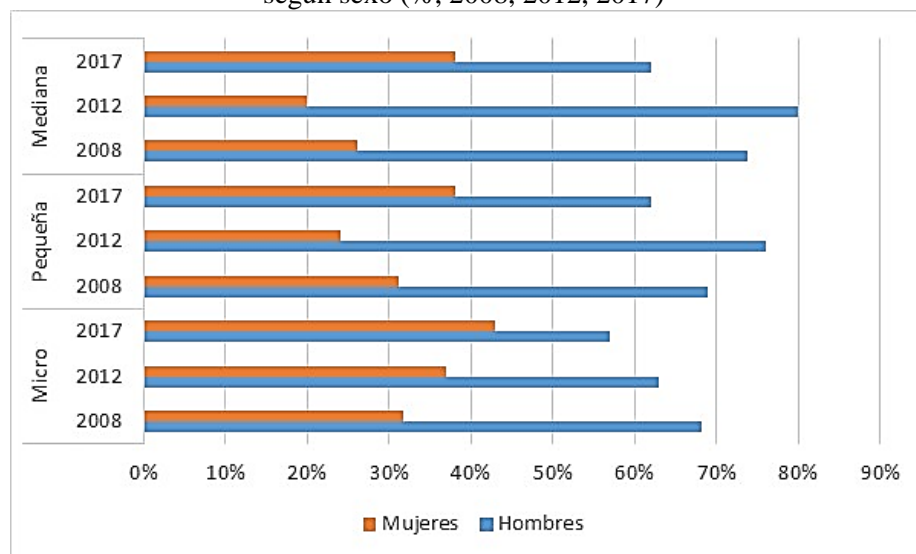
**Figura 1.18.** Número de MIPyMEs según tipo de empresa y porcentaje en el total (2016)



Fuente: elaboración propia en base a INE

De acuerdo a la tercera Encuesta Nacional de MIPyMEs comerciales, industriales y de servicios para el año 2017, elaborada por DINAPYME (2018), los propietarios de las MIPyMEs son mayoritariamente hombres, representando el 65% del total. En particular, la participación de las mujeres en la propiedad de las MIPyMEs disminuye con el tamaño de la empresa, registrándose una participación del 37% en las microempresas, mientras que en las pequeñas y medianas los porcentajes observados son del 24% y 20%, respectivamente. La Figura 1.19 muestra la distribución por sexos en las tres ediciones de la Encuesta –2008, 2012 y 2017-, en la que se verifica la predominancia de los hombres en cada uno de los tipos de empresa, junto con el incremento en la participación de mujeres emprendedoras con el paso del tiempo. En particular, es necesario aclarar que la primera Encuesta correspondiente al año 2008 consideraba solamente las empresas industriales y de servicios, mientras que la incorporación de las empresas de giro comercial se produjo a partir de la Encuesta del año 2012. Este hecho puede estar afectando la evolución temporal de la composición por sexos, dado que las ediciones de las Encuestas de 2008 y de 2012 no son estrictamente comparables. En particular, si bien a nivel de las microempresas se verifica una disminución sostenida de la participación de los emprendedores en el total de MIPyMEs a lo largo de las tres ediciones, para las empresas pequeñas y medianas se verifica un incremento de la masculinidad entre 2008 y 2012, y posteriormente una disminución de las participaciones de los hombres empresarios en 2017, por debajo incluso de los porcentajes registrados en 2008 (DINAPYME 2009a, 2013, 2018).

**Figura 1.19.** Evolución de distribución de emprendedores de MIPyMEs según sexo (% , 2008, 2012, 2017)



Fuente: elaboración propia en base a DINAPYME (2009a, 2013, 2018)

La distribución por edad muestra que los micro, pequeños y medianos empresarios en Uruguay tienen una edad promedio de 47 años, sin mayores cambios respecto a la segunda edición de la Encuesta, correspondiente al año 2012, donde se registró una edad promedio de 46 años. Por su parte, en 2017 las mujeres empresarias son en promedio dos años menores que los empresarios hombres.

La ubicación geográfica indica que las MIPyMEs uruguayas se concentran en un 50% en el interior del país y un 50% en Montevideo, que es la capital del país (Figura 1.20). A este respecto, debe considerarse que Uruguay es un país con una alta concentración de la población en su capital, área que centraliza el poder político nacional y la mayor parte de los servicios de salud y educación, entre otros.<sup>24</sup>

<sup>24</sup> Los datos del último Censo de Población para 2011 muestran que el 40.14% de la población se asentaba allí (INE, 2018c), lo cual es especialmente relevante considerando que la extensión de Montevideo representa solamente el 0.3% de la extensión total del país -530 km<sup>2</sup> frente a 176,215 km<sup>2</sup>, respectivamente. La concentración más alta de población en Montevideo se verificó en el Censo de 1963, equivalente a un 46.34% de la población total.

Por otro lado, la Figura 1.20 muestra que la distribución por región geográfica sufre algunas oscilaciones si se considera el tipo de empresa, observándose que las empresas de mayor dimensión económica (medianas) están más concentradas en Montevideo (DINAPYME, 2009a, 2013 y 2018). De hecho, se comprueba que a lo largo de las tres ediciones, a mayor tamaño de empresa, mayor es su concentración en la capital del país.

**Figura 1.20.** Distribución de MIPyMEs por región geográfica según tipo de empresa (% , 2008, 2012 y 2017)



Fuente: elaboración propia en base a DINAPYME (2009a, 2013 y 2018)

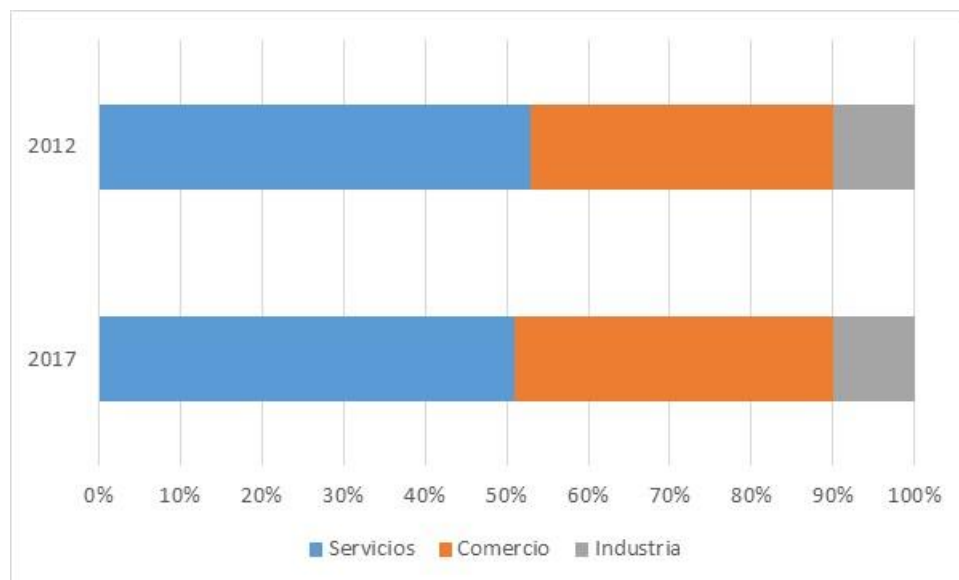
La distribución de las empresas uruguayas por sector de actividad en la Encuesta correspondiente al 2017 muestra que un 51% pertenecen al sector servicios, seguido por el sector de Comercio (39%) e Industria (10%). De acuerdo a lo que se observa en la Figura 1.21, se refleja una disminución de dos puntos porcentuales de las empresas de servicios en el total de MIPyMEs, acompañado de un

---

Posteriormente, en los censos anuales de 2004 y 2011 se han verificado crecimientos intercensales negativos en Montevideo, verificándose procesos de migración interna hacia otras áreas del país, especialmente Maldonado, Canelones y Colonia (INE, 2018d).

crecimiento de igual magnitud de las empresas comerciales entre las últimas dos ediciones de la Encuesta.

**Figura 1.21.** Distribución de MIPyMEs por sector de actividad (% del total, 2012, 2017)



Notas: Cabe reiterar que la edición a 2008 no incluía a las MIPyMEs de tipo comercial, por lo que no se incorporan en el gráfico.

Fuente: elaboración propia en base a DINAPYME (2013, 2018)

En cuanto a su antigüedad, DINAPYME (2018) establece que las MIPyMEs uruguayas tienen una antigüedad promedio de 10 años. En particular, las microempresas presentan una antigüedad promedio de 9 años, mientras que las pequeñas y medianas observan tiempos de vida de 15 y 22 años en promedio, respectivamente. En términos de sector de actividad, la antigüedad promedio es muy pareja, con 10, 10 y 11 años, respectivamente para empresas pertenecientes al sector servicios, comercio e industria. La edición de la Encuesta para 2012 informaba de una antigüedad promedio de las MIPyMEs de 12 años, lo que lleva a reflexionar sobre la alta mortalidad de este tipo de empresas, sumado asimismo a una alta natalidad, que determina la alta



representatividad de las MIPyMEs en el total de empresas uruguayas<sup>25</sup>.

Considerando el momento de formalización de las actividades, DINAPYME (2018) muestra que en 2017 el 83% de las MIPyMEs formalizó su actividad productiva desde el inicio, mientras que el restante 17% se formalizó luego de transcurrido un tiempo. La Tabla 1.5 muestra, además, el momento de formalización de las MIPyMEs según la Encuesta 2012, denotando que el porcentaje total de empresas que se formalizan al inicio de actividades creció con respecto a la anterior medición. El cuestionario a 2008 consideraba una pregunta un tanto diferente a las ediciones 2012 y 2017, informando que el 82.8% de empresas se formalizó al inicio de actividades, el 10.3% se formalizó posteriormente al inicio de actividades y un 6.8% permanecía aún en la informalidad. Considerando el tipo de empresa, el 19% de microempresas se formalizó luego de transcurrido un tiempo desde el inicio de sus actividades, mientras que este porcentaje disminuye al 51 % entre las medianas y al 6% en las pequeñas. De esta forma, la informalidad afecta mayormente a las microempresas (DINAPYME, 2018).

**Tabla 1.5.** Momento de formalización de MIPyMEs (% del total, 2012, 2017)

	2012	2017
Formal desde el inicio de actividades	79	83
Formal después de un tiempo desde el inicio de actividades	21	17
Total	100	100

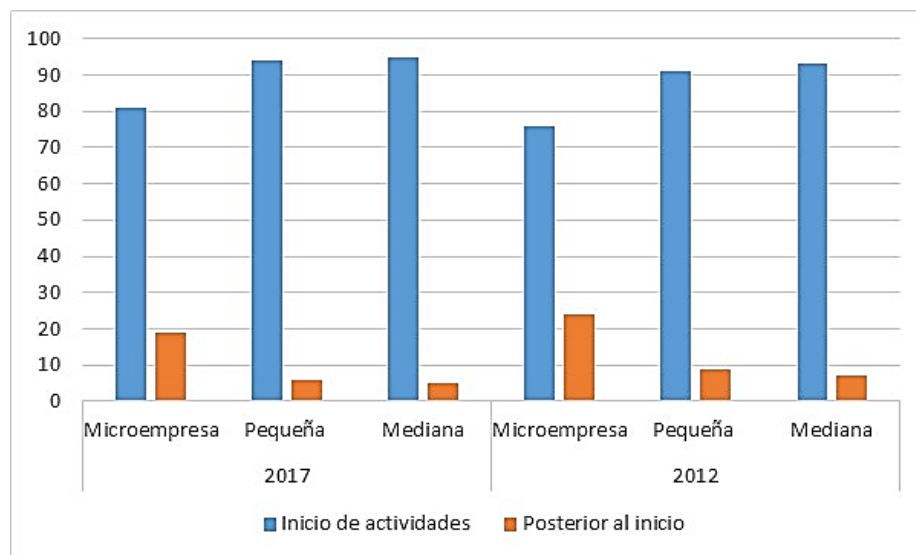
Fuente: elaboración propia a partir de DINAPYME (2013, 2018)

La Figura 1.22 muestra la distribución del momento de formalización por tipo de empresa en 2012 y 2017, constatándose un crecimiento de las empresas que se formalizan desde el inicio de

<sup>25</sup> La edición a 2008 no incluía en el cuestionario la pregunta sobre antigüedad de la MIPyME.

actividades entre ambas ediciones, junto a una relación inversa entre el tamaño de la empresa y el porcentaje de MIPyMEs que formalizan sus actividades desde el inicio, siendo las microempresas aquellas donde el porcentaje de formalización posterior al inicio de actividades es mayor.

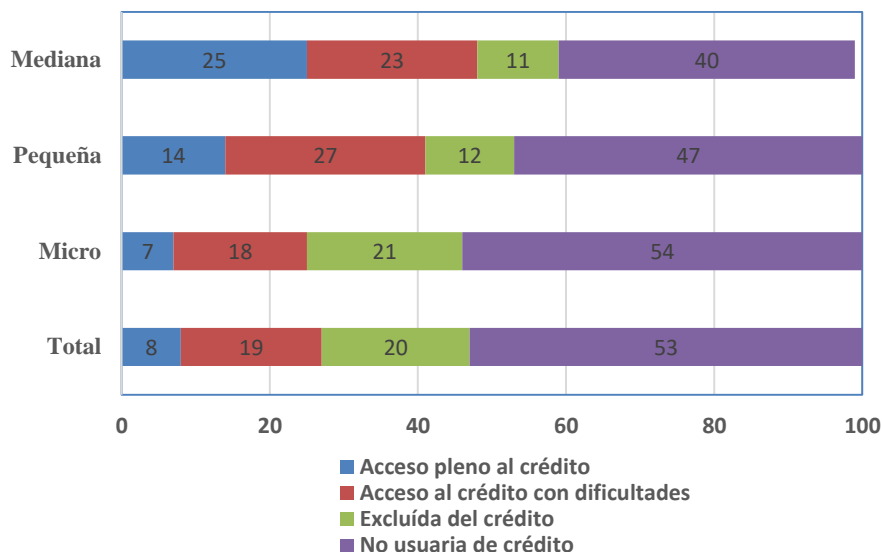
**Figura 1.22.** Momento de formalización de MIPyMEs según tipo de empresa (% , 2012, 2017)



Fuente: elaboración propia a partir de DINAPYME (2013, 2018)

En relación con el uso de servicios financieros y el acceso a financiamiento por parte de las MIPyMEs, DINAPYME (2018) indica que el 72% de estas empresas utiliza al menos un producto ofrecido por las instituciones bancarias, esto es, tarjeta de crédito empresarial, cuenta corriente, o cuenta de ahorros, entre otros. DINAPYME (2018) establece que el uso de estos servicios se encuentra muy relacionado con el tamaño de empresa, informando que, si bien el 32% de las microempresas no utiliza estos servicios, casi el total de las empresas pequeñas y medianas sí lo hacen. Las dificultades de acceso a estos servicios bancarios se refieren particularmente a las MIPyMEs del sector industrial, así como a aquellas ubicadas en el interior del país.

La Figura 1.23 muestra el acceso al crédito en el período 2014-2016 por tipo de empresa, considerando tanto el de fuente bancaria como no bancaria en base a DINAPYME (2018). En particular, para el total de MIPyMEs se reporta que el 27% de las empresas obtuvo algún crédito en este período (“acceso pleno al crédito” + “acceso al crédito con dificultades”), mientras que el 39% registró algún tipo de dificultad para acceder al crédito (“acceso al crédito con dificultades” + “excluida del crédito”). Dentro de estas cifras, las MIPyMEs con “acceso pleno al crédito” son aquellas que accedieron al crédito sin experimentar ninguna dificultad y cuyo porcentaje ascendió sólo al 8%. Asimismo, el porcentaje de las empresas que accedieron a crédito, pero informaron de alguna dificultad fue del 19% (“acceso al crédito con dificultades”). El grupo de las MIPyMEs excluidas o autoexcluidas del crédito (exclusión involuntaria o voluntaria, respectivamente) indicaron tener alguna dificultad para acceder a un crédito, pero no accedieron a ninguno en los últimos tres años (“excluida del crédito”, 20%). Finalmente, el 53% de las MIPyMEs no accedieron a ningún crédito en el período indicado y no se autoidentificaron como empresas con dificultades de crédito (“no usuaria de crédito”). Considerando separadamente cada tipo de empresa, las microempresas son las que presentan mayores restricciones de acceso al financiamiento, dado que solamente el 7% tuvo acceso pleno al crédito y el 18% tuvo un acceso con dificultades. En el otro extremo, las empresas medianas son las que han hecho uso más generalizado del crédito, teniendo acceso pleno un 25% y acceso con dificultades un 23%.

**Figura 1.23.** Acceso al crédito de MIPyMEs en el período (% por tipo de empresa, 2014-2016)

Fuente: elaboración propia a partir de DINAPYME (2018)

La Encuesta Financiera de los Hogares Uruguayos (EFHU<sup>26</sup>) compila información sociodemográfica y económico-financiera de los hogares uruguayos, informando entre otros aspectos de las condiciones de acceso a mercados financieros. A la fecha de la confección de la presente investigación, se habían realizado tres ediciones de la EFHU. La primera edición, EFHU-1, se realizó en 2012, a partir de la aplicación a una muestra de 8,191 hogares de un cuestionario de 28 preguntas financieras en la Encuesta Continua de Hogares (ECH) de dicho año (DECON, 2013). La segunda edición, EFHU-2, se verificó en el período octubre/2013- julio/2014, con la aplicación de 500 preguntas sobre activos, pasivos, productos financieros y medios de pago a una muestra de 3,490 hogares (DECON, 2016). Finalmente, en 2017 se realizó la EFHU-3,

<sup>26</sup> Realizada por el Departamento de Economía de la Facultad de Ciencias Sociales de la Universidad de la República (DECON), en el marco de un convenio con el BCU, MEF, OPP, Corporación de Protección del Ahorro Bancario (COPAB) y el INE.

incorporando el cuestionario de la EFHU-1 a la ECH de 2017<sup>27</sup>. Además de contener información sobre el nivel de inclusión financiera del país, la EFHU también se considera relevante a los efectos de la presente investigación en relación a la información sobre servicios financieros de los hogares uruguayos en los que habitan emprendedores. Así, cabe indicar que, dado que los cuestionarios aplicados en la EFHU-1 y EFHU-2 son diferentes, no se puede realizar un análisis comparado, detallando a continuación en lo relevante los principales resultados de la EFHU-2. En particular, los resultados para el período 2013-2014 muestran que, en promedio, uno de cada cinco hogares encuestados tiene algún tipo de emprendimiento, lo que incluye algún miembro del hogar trabajando en forma independiente, y evidenciando la importancia del emprendimiento en Uruguay.

Para Bermúdez y Piñalva (2008), las MyPES son creadas con mayor simplicidad, requieren de una menor inversión inicial y se adaptan más fácilmente a los cambios en la economía. Lo anterior es consistente con las cifras de MIPyMEs ya comentadas anteriormente, dado que, considerando el total de hogares relevados en el Censo 2011 (1,133,256 hogares), el total de MIPyMEs ascendería aproximadamente a 226,651, un 30% por encima de las MIPyMEs registradas, lo que podría indicar la cantidad de MIPyMEs en situación de informalidad en el Uruguay.

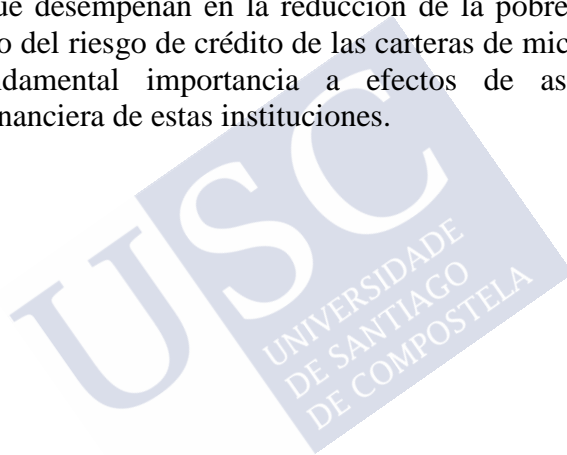
Los resultados disponibles para las MIPyMEs en el período 2013-2014 establecen que en el caso de los empresarios sin empleados solamente un 33% tiene cuenta bancaria, mientras que este porcentaje aumenta a un 60% si se trata de empresas con empleados. En relación al total de hogares uruguayos, las medidas de inclusión financiera indican que más de un 18% de los hogares declaró poseer activos financieros, dentro de los que se consideran depósitos en cuentas bancarias y bonos, entre otros. Para el total de la muestra, un 49% de los hogares uruguayos mantiene algún tipo de crédito vigente,

---

<sup>27</sup> Los resultados de la EFHU-3 no se encuentran disponibles al momento de la confección de la presente investigación.

mientras que aproximadamente un 46% de los hogares declara tener al menos una cuenta bancaria.

Habiendo caracterizado a la inclusión financiera, así como las microfinanzas desde el punto de vista conceptual, exponiendo sus tipologías, antecedentes y evolución temporal y presentado un análisis descriptivo de su dimensión a nivel global, latinoamericano y uruguayo, el capítulo 2 continúa definiendo el riesgo de crédito y revisando la literatura en referencia a las técnicas estadísticas de *credit scoring* en el contexto de las IMFs. Al respecto, dadas las características de gestión de las IMFs y considerando además la misión social que desempeñan en la reducción de la pobreza a nivel global, el estudio del riesgo de crédito de las carteras de microcréditos resulta de fundamental importancia a efectos de asegurar la sostenibilidad financiera de estas instituciones.



---

## **CAPÍTULO 2:**

# **RIESGO DE CRÉDITO EN INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y CREDIT SCORING**

---

2.1.INTRODUCCIÓN

2.2.EL RIESGO DE CRÉDITO EN UNA IMF: APROXIMACIÓN  
CONCEPTUAL Y EVALUACIÓN

2.3.METODOLOGÍA DE CREDIT SCORING EN  
MICROFINANZAS: TÉCNICAS ESTADÍSTICAS





## CAPÍTULO 2 – RIESGO DE CRÉDITO EN INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS Y CREDIT SCORING

### 2.1. INTRODUCCIÓN

Las IMFs otorgan microcréditos a los sectores más pobres de la población, utilizando una metodología de concesión de préstamos en la que el analista de crédito desempeña un rol fundamental a partir de la utilización de información subjetiva derivada de una vinculación más directa con el emprendimiento a financiar que la de las instituciones bancarias. Esta metodología es costosa en tiempo y dinero y condiciona la eficiencia de las IMFs, así como su sostenibilidad financiera, sobre todo, en aquellas con un fin social y orientadas a sectores de mayor vulnerabilidad socioeconómica.

Según Perossa y Gigler (2015), en el período reciente las IMFs han debido perseguir sus objetivos sociales y financieros en un entorno cada vez más restringido, debido al creciente nivel de competencia, el sobreendeudamiento y las crisis económicas. En particular, la crisis financiera global desarrollada a partir del incumplimiento masivo de las hipotecas *subprime*<sup>28</sup> en Estados Unidos en 2007, determinó una caída en la actividad económica a nivel internacional, lo que conllevó el aumento en la morosidad de los microcréditos. Por otro lado, ante la restricción en el nivel de crédito en un entorno de mayor aversión al riesgo, la provisión de microcréditos fue realizada por un número mayor de IMFs, con un creciente nivel de competencia. En este sentido, desarrollar herramientas eficientes de gestión de riesgos se vuelve más que nunca crucial para asegurar su sostenibilidad. La literatura ha demostrado la aplicación de técnicas de *credit scoring* en la evaluación de la concesión de crédito por parte de las IMFs, permite mitigar el riesgo

---

<sup>28</sup> Así se denominan los préstamos hipotecarios con tasas de interés superiores a las preferenciales, concedidos en el mercado inmobiliario de Estados Unidos.

de crédito asumido por estas. En concreto, según Schreiner (2000), es posible incrementar el porcentaje de aciertos en la clasificación de clientes morosos y no morosos prediciendo la probabilidad de impago asociada a una operación de concesión de microcréditos.

Las técnicas de *credit scoring*, también conocidas como técnicas de calificación del riesgo de impago o morosidad, implican el uso intensivo de distintos modelos estadísticos que, en base a un conjunto de información cualitativa y/o cuantitativa, permiten estimar el riesgo de impago de un prestatario de créditos. Estas metodologías pueden concebirse como un sistema que, mediante predicciones, califica un crédito y mide el riesgo de impago inherente al mismo. Su utilización en IMFs contribuye a conocer el comportamiento financiero de los prestatarios y su morosidad, así como la relación entre el riesgo y la rentabilidad y la determinación del coste de la operación, tendiente a lograr su reducción futura, en el marco del proceso de concesión de un crédito.

En suma, la literatura ha mostrado que el *credit scoring* puede conducir a las IMFs hacia el logro de la sostenibilidad y eficiencia en su gestión, a efectos de desarrollar ventajas competitivas en relación a la actividad bancaria, utilizando herramientas avanzadas de administración de riesgos. En cuanto a los beneficios de esta metodología, Mester (1997) indica fundamentalmente la reducción del tiempo necesario en el proceso de concesión del préstamo, así como una mejora en la imparcialidad del proceso; es decir, que se apliquen los mismos criterios para todos los potenciales prestatarios independientemente de raza, género u otros factores. Schreiner (2004a) agrega que la utilización de metodologías de *credit scoring* en las IMFs puede contribuir a identificar casos de alto riesgo y actuar como un control cruzado con respecto a la decisión de los oficiales de crédito. Por su parte, Blanco *et al.* (2013) señalan la reducción del tiempo de evaluación de crédito y la mejora en los ingresos y salidas de efectivo de la institución, pudiendo indicar la conveniencia de realizar gestiones de cobranza o bien de un seguimiento de ciertos préstamos por parte del oficial de crédito.

No obstante, el *credit scoring* no está exento de limitaciones como, por ejemplo, la utilización de variables que la mayoría de los prestamistas de microcréditos no suelen compilar en los historiales de crédito, que son difíciles de recopilar o que resultan un tipo de información muy costosa de obtener (Viganò, 1993; Schreiner, 2004a). Además, en algunos casos, los modelos utilizados no son suficientemente fuertes como para aceptar o rechazar potenciales prestatarios sin una evaluación estándar, esto es, el riesgo está vinculado con las características del *credit scoring*, pero depende fuertemente en factores que sólo el oficial de crédito puede observar. Finalmente, resultan escasos los modelos de *credit scoring* aplicados empíricamente en el ámbito de las microfinanzas, tratándose de una línea de investigación poco desarrollada (Lara *et al.*, 2014). De hecho, como se indicó en el capítulo previo, esta investigación pretende contribuir a ello analizando el mercado uruguayo.

El objetivo de este capítulo es definir el riesgo de crédito y describir las técnicas estadísticas de *credit scoring* en el contexto de la literatura académica previa. Se hará especial referencia a aquellas investigaciones focalizadas en el ámbito de las IMFs, dado que ambos ítems, *credit scoring* y microfinanzas, constituyen el foco de investigación. Asimismo, el capítulo aborda el análisis de las ventajas, desventajas y limitaciones en la confección de un modelo de *credit scoring* para IMFs.

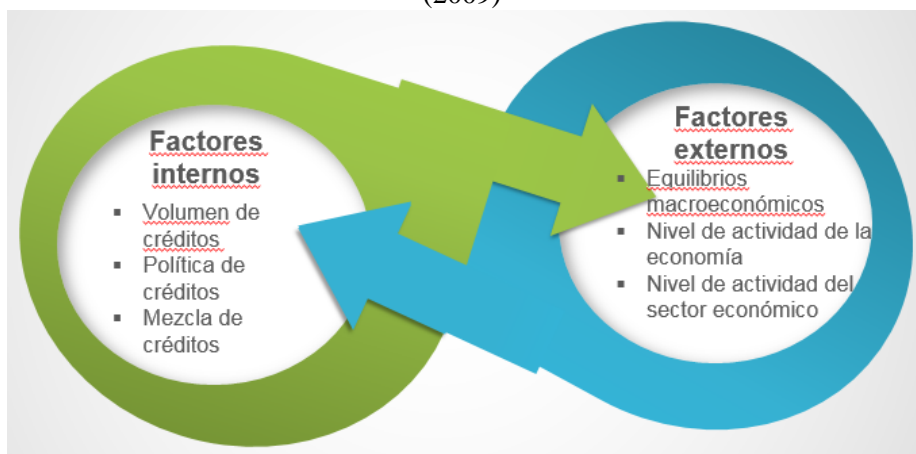
## **2.2. EL RIESGO DE CRÉDITO EN UNA IMF: APROXIMACIÓN CONCEPTUAL Y EVALUACIÓN**

El riesgo es la incertidumbre o probabilidad de que suceda un evento negativo que, en términos financieros, constituye una pérdida. El riesgo más importante de una institución financiera, es decir, el que conlleva el potencial de mayores pérdidas para la misma, es el riesgo de crédito (European Microfinance Network, 2015). Junto con el riesgo de mercado y el riesgo operacional, el riesgo de crédito forma parte del riesgo sistemático de las instituciones financieras, es decir, un tipo de riesgo no diversificable (Crouhy *et al.*, 2000). The CFA Institute (Chartered Financial Analyst, CFA, 2012) define el riesgo de

crédito como el riesgo de pérdida de principal y/o intereses derivado del incumplimiento del deudor de devolver un préstamo. Por su parte, Lara *et al.* (2014) entienden por riesgo de crédito “*el riesgo derivado de cambios en la calificación crediticia del emisor derivado de la probabilidad de incurrir en pérdidas derivadas del impago en tiempo o forma de las obligaciones crediticias de uno o varios clientes*” (Lara *et al.*, 2014, pp. 20). Por otro lado, Pascale (2009) se refiere al riesgo de crédito como la calidad de la cartera de préstamos de una institución financiera.

El riesgo de crédito depende tanto de factores internos, donde la institución tiene un rol a desempeñar, como de factores externos a la institución. A continuación, la Figura 2.1 establece un detalle de los factores internos y externos identificados por Pascale (2009) en la determinación del riesgo de crédito. En relación a los factores internos, a mayor volumen de créditos, mayor es el riesgo crediticio, es decir, la posibilidad de sufrir una pérdida. Por otro lado, el riesgo de crédito será mayor si la política de crédito es agresiva, esto es, asume altos niveles de riesgo y por lo tanto espera niveles altos de rentabilidad, que si es defensiva, con bajos niveles de riesgo y de rentabilidad esperada. La mezcla de créditos se refiere a la concentración por empresa deudora o sectores de actividad; a mayor concentración, mayor también será el riesgo de crédito al que se expone la institución financiera. Con referencia a los factores externos, Pascale (2009) identifica al entorno macroeconómico del deudor, ya que los desequilibrios de tipo macroeconómico (inflación, depreciación no anticipada de la moneda local, etc.) pueden determinar que los deudores no puedan pagar el servicio de deuda en tiempo y forma. Otros factores externos se refieren al nivel de actividad general de la economía, como al de un sector de actividad en el cual la institución financiera registre concentración de créditos. En ambos casos, estos factores pueden condicionar la devolución del préstamo a la institución financiera de todos los deudores o de un cierto porcentaje de ellos, aumentando su riesgo de crédito.

**Figura 2.1.** Factores determinantes del riesgo de crédito según Pascale (2009)



Fuente: elaboración propia a partir de Pascale (2009)

Ross *et al.* (1997) y Pascale (2009) establecen que el análisis crediticio de cada cliente debe considerar una serie de documentación e información, entre las que se encuentran los estados financieros del cliente, los informes de crédito emitidos por otras instituciones, la calificación crediticia del deudor (*scores*), el comportamiento anterior de pagos con la empresa e incluso la elaboración de índices de riesgo a través de modelos estadísticos. A posteriori, a efectos de que la institución elabore una calificación de crédito del cliente, Ross *et al.* (1997), Pascale (2009) y Dos Santos *et al.* (2015) se refieren a la utilización habitual de las cinco “C” del crédito: carácter (intención de repago o devolución del préstamo por parte del cliente), capacidad del cliente para saldar las obligaciones, capital (activos financieros del cliente), colateral y condiciones generales del crédito. Al respecto, estos factores pueden ser utilizados como insumo por los modelos estadísticos de *credit scoring* a efectos de determinar la probabilidad de incumplimiento de cada deudor potencial.

En la evaluación del riesgo de crédito, una institución financiera estima la probabilidad de que los clientes no cumplan en tiempo y forma con todos los pagos de capital e intereses a los que se han comprometido, es decir, evalúa la capacidad de pago futura del

servicio de deuda de sus potenciales deudores (Baklouti y Bouri, 2013). El mecanismo de evaluación del riesgo de crédito en instituciones bancarias es diferente al que se realiza en una IMF, dado que la metodología de concesión de créditos es también diferente. Armendáriz y Morduch (2011) establecen que el cliente le otorga una garantía a un banco, obtiene luego el préstamo y, finalmente, paga el capital y los intereses de acuerdo a las fechas prefijadas. Si el prestatario no puede cumplir con el pago de las cuotas del préstamo, el banco embarga su garantía. Sin embargo, en una IMF, como el Banco Grameen ya citado, los prestatarios no están en condiciones de proporcionar una garantía, por lo que su metodología de concesión de crédito implica realizar préstamos a grupos de clientes, operando una responsabilidad solidaria entre los miembros del grupo, por la cual todos deben apoyar a aquellos que tengan dificultades en la devolución del préstamo, a efectos de seguir contando con crédito futuro en la IMF.

Armendáriz y Morduch (2011) reseñan otras características propias de esta metodología de evaluación del riesgo de crédito en una IMF, usando como referencia el Banco Grameen. En primer lugar, se refieren a establecer una alta frecuencia de los pagos de las cuotas del crédito, en general, en forma semanal, lo que puede ser utilizado como un indicador de alerta temprana del riesgo de impago. En segundo lugar, mencionan los incentivos dinámicos a aumentar el importe de los préstamos a medida que los clientes cumplen con los pagos acordados (préstamo progresivo), lo que permite a las IMFs disminuir los costos de concesión de créditos, facilitando identificar a los mejores clientes ante la aprobación de mayores líneas de crédito. En tercer lugar, en el tránsito temporal de las microfinanzas desde los préstamos a grupos hacia los préstamos individuales, ejemplificado tanto por el Banco Grameen como por gran parte de las IMFs, la falta de colateral se compensa con la construcción de un vínculo personal entre el oficial de crédito de la IMF y el cliente (Schreiner, 2005). En efecto, los oficiales de crédito concurren a los hogares de los microemprendedores y sus negocios, donde, en base fundamentalmente a información cualitativa y subjetiva, evalúan si el cliente realizará la devolución del préstamo según lo pactado. En

cuarto lugar, debido a la información asimétrica entre el microemprendedor y la IMF, el riesgo de crédito en una IMF pone en peligro su sostenibilidad (Ayouche *et al.*, 2017). La IMF puede carecer de información sobre la intención y capacidad de pago del cliente, así como del destino del microcrédito, disponiendo en general de menor cantidad de información cuantitativa que las instituciones financieras de mayor porte, como son los bancos.

Como resultado de las anteriores diferencias, es muy relevante que las IMFs utilicen modelos que permitan gestionar adecuadamente el riesgo de crédito (Sharma y Zeller, 1997), fijando límites a los niveles de tolerancia al riesgo que pueden asumir. En este punto, es necesario considerar que la morosidad, incluso en niveles bajos, puede afectar en poco tiempo la sostenibilidad financiera de estas instituciones, considerando su tamaño, cultura organizacional y características de su gestión.

La mitigación del riesgo de crédito en instituciones financieras ha merecido la utilización de enfoques diferentes a efectos de estimar la probabilidad del incumplimiento del cliente. Así, Baklouti y Bouri (2013) y Van Gool *et al.* (2012) identifican tres enfoques (Figura 2.2):

- *Enfoque estructural*: supone la modelización estocástica de variables financieras, básicamente tasas de interés y características del emprendimiento, considerando su relación con la probabilidad de incumplimiento. Se basa en la metodología Black-Scholes-Merton de la década del 70 para la fijación de precios de opciones financieras (Ramesh y Kumar, 2017). Este enfoque requiere del conocimiento de información específica, que puede no estar disponible para todos los prestatarios, y utiliza técnicas matemático-estadísticas, que en ocasiones resultan difíciles de modelizar.

- *Enfoque estadístico*: donde se encuentran los modelos de *credit scoring*, considera información histórica sobre las características del prestatario, sean variables financieras o no financieras, en relación a su desempeño en la devolución de préstamos pasados con el fin de estimar el futuro incumplimiento. En esta línea, Baklouti y Bouri (2013) destacan que no existe una definición exacta sobre el tipo de regresores a incluir en los modelos de *credit scoring*.



Ahora bien, en el caso de las IMFs, estos regresores se encuentran limitados al tipo de variables generalmente incluidas en los registros del cliente que, como se indicó, son de menor alcance que para las instituciones bancarias.

- *Enfoque del juicio experto*: la capacidad de pago futura de un cliente es estimada exclusivamente por oficiales de crédito, en base a su juicio subjetivo y principios de la institución crediticia. A este respecto, en las instituciones financieras es habitual la utilización de la regla de las 3, 4 o 5 “C” de evaluación de crédito que, de acuerdo a lo mencionado anteriormente, implica contar con al menos 3 “C”, 4 “C” o las 5 “C”, como factores de calificación del crédito (Dos Santos *et al.*, 2015; Yap *et al.*, 2011; Pascale, 2009; Ross *et al.*, 1997).

**Figura 2.2.** Enfoques en la evaluación del riesgo de crédito en una IMF



Fuente: elaboración propia a partir de Baklouti y Bouri (2013) y Van Gool *et al.* (2012)



Con anterioridad, Abdou y Pointon (2011) se referían a la existencia de dos enfoques en el proceso de evaluación de crédito, los sistemas de juicio experto y los métodos de *credit scoring*. Si bien estos autores incorporan dos de los enfoques identificados posteriormente por Baklouti y Bouri (2013), esto es, el enfoque de juicio experto y el enfoque estadístico (*credit scoring*), no incluyen los modelos estructurales o de forma reducida, cuya principal ventaja es construir una evaluación de crédito en base a información actualizada de los mercados financieros (Carrascal, 2015). Respecto al juicio experto, Abdou y Pointon (2011) manifiestan que el oficial de crédito debe evaluar la información contenida en cada solicitud de crédito y adoptar la decisión de conceder o no el crédito en base a su experiencia y sentido común. Por su parte, un modelo de *credit scoring* permite a las instituciones de crédito evaluar en forma cuantitativa la solvencia del cliente y discriminar a los solicitantes de crédito entre los potencialmente morosos de los no morosos, utilizando información histórica y reduciendo tiempo y costes asociados (Abdou y Pointon, (2011). En suma, los modelos de *credit scoring* tienen la ventaja de ser objetivos y consistentes, los modelos basados en el juicio experto adolecen de ser subjetivos e inconsistentes, si bien Abdou y Pointon (2011) reconocen en este último caso la importancia del manejo de información cualitativa y de la experiencia pasada del analista de crédito.

En definitiva, en el ámbito de las microfinanzas, las instituciones se enfrentan a realizar el proceso de evaluación de crédito mediante los tradicionales sistemas de juicio experto, subjetivos y con gran riqueza en información cualitativa, o a través de los modelos estadísticos de *credit scoring*, por medio de los cuales es posible sistematizar el proceso de análisis de las solicitudes de crédito, garantizando la objetividad en las decisiones y permitiendo a su vez la utilización de información cualitativa. Sin embargo, la utilización de estas técnicas no sustituye sino que complementa la actuación de los oficiales de crédito, inherente a la metodología de conocimiento del cliente aplicada por las IMFs (Schreiner, 2000; Dellien y Schreiner, 2005).

Habiendo caracterizado los principales enfoques en la evaluación del riesgo de crédito en las IMFs y considerando las características especiales de su proceso de concesión de créditos, en el próximo apartado se analizan las principales técnicas estadísticas utilizadas en la literatura académica y se resumen las principales ventajas, desventajas y limitaciones de los modelos de *credit scoring* para microcréditos.

### **2.3. METODOLOGÍA DE CREDIT SCORING EN MICROFINANZAS: TÉCNICAS ESTADÍSTICAS**

En este epígrafe, previamente al análisis de las diferentes metodologías estadísticas, se profundiza en la caracterización del *credit scoring*, presentando brevemente las ventajas, desventajas y limitaciones de la aplicación de estos modelos a la actividad de las IMFs.

El *credit scoring* se ha reseñado en la literatura con diferentes abordajes o alcances que resultan en gran medida complementarios. Según Lara *et al.* (2010), el *credit scoring* consiste en clasificar a individuos que solicitan un crédito en clientes potencialmente buenos o malos (pagadores o no pagadores) para la entidad prestamista en relación a cierta información cuantitativa medible y de corte cualitativo. En la misma línea, Hand y Henley (1997) establecen que se trata de métodos formales de clasificación de potenciales deudores entre morosos y no morosos de acuerdo a una cierta definición de morosidad, utilizando una metodología estadística. Otros autores, como Schreiner (2000), se refieren al uso de medidas cuantitativas del desempeño y a características de los préstamos otorgados en el pasado para predecir el desempeño futuro de préstamos con similares características. Por su parte, Lara *et al.* (2014) profundizan en este concepto, indicando que el *credit scoring* predice el comportamiento de un solicitante de crédito a través de la utilización de un modelo matemático que permite obtener una puntuación –o “*score*”– “*que mide el riesgo ponderado de las diferentes características de un prestatario, un prestamista y un préstamo*” (Lara *et al.*, 2014, pp.24).

A partir de los trabajos pioneros de Viganò (1993) y Schreiner (1999a, 1999b), las técnicas de *credit scoring* se han aplicado en el contexto de las IMFs, que se construyen de manera diferente a los modelos bancarios en función de las limitaciones en cuanto a la cantidad de información disponible en los registros de los deudores en estas instituciones. Gran parte de las variables cuantitativas utilizadas en los modelos bancarios de *credit scoring* no están disponibles en las IMFs, existiendo en cambio información de tipo cualitativo sobre las características del préstamo, del prestatario y de la propia IMF, pero que muchas veces no es registrada de forma sistemática. No obstante, a pesar de esta limitación, es importante analizar la aplicabilidad de la utilización de las técnicas de *credit scoring* como herramienta de mitigación del riesgo de crédito para abordar el problema de sostenibilidad financiera que afecta a las IMFs.

Los modelos de *credit scoring* aplicados a la actividad de una IMF permiten reducir el tiempo dedicado a la cobranza de créditos morosos. En consecuencia, mejoran tanto el nivel de alcance como de sostenibilidad de los programas de microcréditos para los sectores de emprendedores más vulnerables, en particular para aquellas IMFs de cierto tamaño y con un adecuado marco de gestión, pudiendo inclusive llegar a ser rentables (Schreiner, 2002). En la misma línea, Blanco *et al.* (2013) establecen que los modelos de *credit scoring* reducen los tiempos y costes de evaluación de créditos de las IMFs, así como las pérdidas por errores en la clasificación de potenciales deudores, incrementando su eficiencia, rentabilidad y cuota de mercado, y permitiéndoles estar en condiciones de competir con las instituciones bancarias tradicionales. En este sentido, West (2000) agrega que una pequeña mejora en la capacidad predictiva de los modelos de *credit scoring* permite realizar importantes reducciones en el riesgo de crédito, lo cual se traduce posteriormente en ganancias para la IMF. En esta línea, Kinda y Achonu (2017) manifiestan que el *credit scoring* puede reducir el error humano y homogeneizar el proceso de evaluación del crédito, analizando cada cliente en base a un mismo conjunto de reglas. Sobre el particular, Lara *et al.* (2011) defienden que estos modelos pueden complementar la actividad de los oficiales de crédito, resumiendo información que resulte compleja de

evaluar en forma manual. Römer y Mußhoff (2017) y Bumacov *et al.* (2014) agregan que el *credit scoring* puede incrementar la productividad de los oficiales de crédito en una IMF, dado que el “*score*” obtenido permite ajustar la estrategia de concesión de microcréditos, en aras de lograr un equilibrio entre el aumento del alcance de los microcréditos y la mitigación del riesgo de crédito de la cartera.

Dellien (2003) indica que los modelos de *credit scoring* para IMFs no solamente pueden ser usados para mejorar y monitorear la evaluación del riesgo, sino que en el futuro pueden también mejorar la administración de la cartera de los clientes frecuentes. En esta línea, Mester (1997) afirma que los modelos de *credit scoring* pueden cambiar la forma de provisión de microcréditos a pequeños emprendimientos, disminuyendo la necesidad de que una institución financiera establezca una sucursal en la zona geográfica atendida. Asimismo, puede incrementar la disponibilidad de crédito a micro y pequeños emprendimientos, a través de la securitización de las carteras. Al respecto, Mester (1997) afirma que, a partir de la conformación de una cartera de créditos concedidos a dicho tipo de emprendimientos -que respaldan la emisión de nuevos instrumentos financieros- sus flujos de fondos resultan más predecibles, lo que permite una mayor diversificación de riesgo, redundando finalmente en mayor disponibilidad de crédito para estos clientes.

En cuanto a las desventajas de la aplicación del *credit scoring* en IMFs, Schreiner (2002) subraya que requiere que la IMF disponga de una base de datos electrónica que incluya información sobre antecedentes de comportamiento de pago, así como características del cliente y del préstamo para una gran cantidad de microcréditos otorgados en el pasado e incluso de solicitudes rechazadas, información que debe además ser de buena calidad. En línea con lo anterior y a efectos de aumentar la precisión de los modelos de *credit scoring*, Mester (1997) agrega que se requiere que dicha base de datos incluya información tanto de préstamos sin atrasos como de aquellos que resultaron morosos, e incluso de aquellos a los que el crédito fue rechazado, previniendo que existan grupos poco representados en la base. Dependiendo de la organización y el tamaño de cada IMF, el

mantenimiento de dicha base de datos puede significar un alto coste para la institución. Por otro lado, a efectos de asegurar que los modelos de *credit scoring* mantengan su poder predictivo con el paso del tiempo, es necesario que los mismos sean actualizados periódicamente y que consideren información tanto sobre períodos de expansión como de crisis, lo que también tiene asociados importantes costes para la IMF. Mester (1997) agrega que los modelos de *credit scoring* no pueden comunicar con certeza a la IMF sobre el futuro comportamiento de pago de un cliente, sino que el objeto de los modelos es predecir el comportamiento promedio de grupos de prestatarios que tienen en común el valor de algunas variables o factores explicativos del impago.

Entre las limitaciones de la aplicación de los modelos de *credit scoring* a IMFs, Viganò (1993) señala la relacionada con la calidad de información sobre los prestatarios de microcréditos, dado que la información habitualmente manejada por las instituciones financieras sobre capacidad e intención de repago de un deudor puede no estar disponible en las IMFs. Al respecto, la información financiera suele ser escasa, pues no se mantienen registros sistemáticos de los deudores de microcréditos y generalmente no se cuenta con un historial de crédito (Serrano *et al.*, 2016; Narita *et al.*, 2014). Además, los modelos de *credit scoring* deben ser construidos a partir de la base de datos de créditos de la IMF que quiere implementar esta herramienta de evaluación del riesgo de crédito. Al respecto, el mejor modelo de *credit scoring* depende, en cada caso, de las características distintivas de su base de datos (Bensic *et al.*, 2005). Schreiner (2002) manifiesta que en los programas de aplicación a préstamos a grupos (Sharma y Zeller, 1997; Zeller, 1998), los modelos de *credit scoring* no cuentan con información sobre comportamientos individuales de pago sino sobre los comportamientos de pago del grupo. Así, resulta más difícil que el riesgo de crédito del grupo sea aproximado a través de características del mismo, a semejanza de lo que ocurre con la predicción de riesgo de los individuos. Römer y Mußhoff (2017) reafirman lo anterior, estableciendo que los modelos de *credit scoring* no son aplicables a préstamos grupales sino solo a préstamos individuales, dado que solamente pueden predecir el riesgo de un

único cliente. Finalmente, si bien los modelos de *credit scoring* pueden ayudar a las IMFs a evaluar su riesgo de crédito, es poco probable que estos modelos puedan sustituir la actividad de los oficiales de crédito (Van Gool *et al.*, 2012) y se pueden considerar como “una tercera voz en el comité de créditos” (Schreiner, 2002, pp. 7).

Como primer abordaje para la clarificación de las técnicas estadísticas que se encuadran en la metodología de *credit scoring*, se presentan a continuación diferentes clasificaciones establecidas por la academia. En este punto, cabe indicar que, a nuestro conocimiento, no se ha publicado aún una revisión de literatura de los métodos de *credit scoring* aplicados a la industria de microfinanzas, con lo que las revisiones académicas más generales de *credit scoring* que se presentan a continuación tienen por objetivo ser una guía para identificar las herramientas estadísticas más relevantes en esta línea de investigación.

Revisando la aplicación de métodos de *credit scoring* en varias áreas, como contabilidad y finanzas, marketing, ingeniería y manufactura, salud y medicina, entre otros, Abdou y Pointon (2011) clasifican las herramientas de *credit scoring* en métodos convencionales y técnicas estadísticas avanzadas. En particular, bajo los métodos convencionales de *credit scoring* señalan el análisis de regresión, el análisis discriminante, el análisis probit y la regresión logística, mientras que, dentro de las técnicas estadísticas avanzadas, distinguen, entre otras, la programación lineal, el modelo de riesgos proporcionales de Cox, los modelos SVM (*Support Vector Machine*), máquinas de soporte vectorial), los árboles de decisión, las redes neuronales, el método de clasificación del k-vecino más cercano, los algoritmos genéticos y la programación genética.

En una aplicación general de *credit scoring* y utilizando bases de datos reales de solicitantes de préstamos en la industria financiera de Australia y Alemania, West (2000) compara la precisión en la predicción de cinco modelos alternativos de redes neuronales en relación a lo que considera métodos estadísticos tradicionales. Dentro de estos últimos, incluye modelos paramétricos (análisis discriminante

lineal y regresión logística) y no paramétricos (método de clasificación del k-vecino más cercano y árboles de decisiones, entre otras).

En lo referente a modelos de *credit scoring* en instituciones bancarias, Lara (2010) distingue entre modelos paramétricos y no paramétricos. Al respecto, los primeros cuentan con funciones de distribución o clasificación conocidas, al igual que estiman parámetros para explicar un determinado suceso de tal modo que estos se ajusten a las observaciones de una muestra. Dentro de este grupo es posible distinguir técnicas paramétricas lineales, en particular, el análisis discriminante y los modelos de probabilidad lineal, así como no lineales, los cuales engloban los modelos logit y probit, entre otros. Por otro lado, las técnicas no paramétricas no se encuentran ligadas a ninguna forma funcional ni distribución concreta de probabilidad. Estas técnicas no tienen por objetivo la búsqueda de parámetros de una función conocida, sino que tratan de obtener formas funcionales que aproximen a la función objetivo. El grupo de las técnicas no paramétricas comprende la programación lineal, las redes neuronales y los árboles de decisiones (Lara, 2010; Rayo *et al.*, 2010).

Particularizando en los métodos estadísticos utilizados en el *credit scoring* para el crédito al consumo por bancos, comercios minoristas, servicios públicos y otras organizaciones, Hand y Henley (1997) distinguen al análisis discriminante y al modelo de regresión lineal como las técnicas más utilizadas respecto a otras técnicas donde consideran, a modo de ejemplo, la regresión logística, el análisis probit, los métodos de suavizado no paramétrico, los algoritmos genéticos y las redes neuronales.

Louzada *et al.* (2016) presentan una compilación sistemática de herramientas estadísticas aplicadas en la literatura para realizar *credit scoring*. Así, dentro de las herramientas generales de *credit scoring* citan las redes neuronales, la regresión lineal, el análisis discriminante, la regresión logística, la programación genética y los modelos híbridos, entre otras. Yu *et al.* (2015) examinan la bibliografía académica sobre crédito social, desde la perspectiva de *credit scoring*, destacando la importancia de este componente en la investigación e

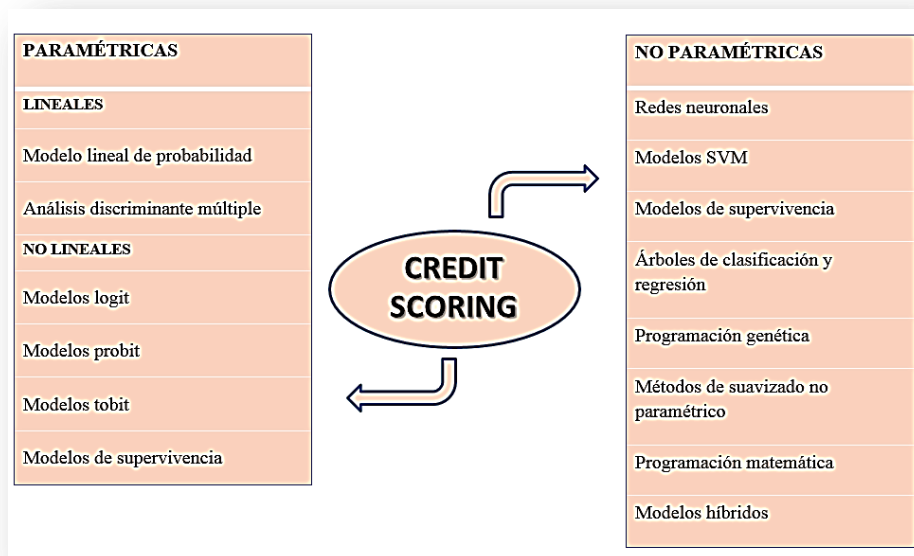


identificando, entre otras herramientas, la regresión logística, el análisis discriminante, los modelos probit, las redes neuronales, los modelos SVM y los modelos híbridos.

En definitiva, las herramientas estadísticas de *credit scoring* engloban una clasificación diferente de acuerdo al autor y el objeto de su aplicación, distinguiendo entre el grado de parametrización de la técnica, el carácter tradicional de la misma o el grado de popularidad en su utilización. Los resultados obtenidos con la aplicación de cada una de las herramientas no indican cuál es el mejor método, sino que ello depende, entre otros aspectos, de las características de la base de datos, el grado con que estas características pueden distinguir claramente entre clientes “buenos” y “malos” y la variable dependiente a predecir (Hand y Henley, 1997).

Asimismo, Abdou y Pointon (2011) establecen que no existe un procedimiento definido para asistir al investigador en las características ideales de un modelo de *credit scoring*. Estos autores señalan que, si bien en términos de capacidad predictiva los modelos estadísticos avanzados suelen tener un mejor comportamiento que las técnicas tradicionales, en general, las diferencias entre ambos tipos de modelos pueden ser no suficientemente relevantes como para tomar una decisión fundamentada a favor de un modelo en particular. Tomando en cuenta las revisiones académicas señaladas, la Figura 2.3 resume las técnicas estadísticas de *credit scoring* aplicables a la industria de microfinanzas y que se describen en detalle en los subepígrafes siguientes. En concreto, se analizan las principales características de las técnicas de *credit scoring*, clasificándolas según se trate de herramientas paramétricas o no paramétricas.



**Figura 2.3.** Técnicas estadísticas de *credit scoring*

Notas: Dado que se han identificado modelos de supervivencia basados en distribuciones de probabilidad conocidas y no conocidas de los datos, éstos se identifican como técnicas paramétricas y no paramétricas, respectivamente.

Fuente: elaboración propia a partir de Louzada *et al.* (2016), Yu *et al.* (2015), Abdou y Pointon (2011), Rayo *et al.* (2010), Lara (2010); West (2000) y Hand y Henley (1997)

### 2.3.1. Técnicas paramétricas de *credit scoring*

El análisis de las diferentes técnicas aplicables en los modelos de *credit scoring* que se estructura a continuación considera, en primer lugar, las herramientas paramétricas lineales, siguiendo con el análisis de las técnicas paramétricas no lineales.

## 2.3.1.1. Modelo lineal de probabilidad

El modelo lineal de probabilidad es un modelo de regresión lineal múltiple donde la variable independiente es dicotómica o binaria y función de las variables explicativas o independientes. El planteamiento del modelo poblacional es el siguiente:

$$P(y = 1/x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k + \mu$$

Donde,

$y$ =variable dependiente binaria que toma los valores “1”= “éxito” y “0”= “fracaso”.

$x$ =conjunto de variables explicativas o independientes ( $x_1, \dots, x_k$ ).

$\beta_0$ =coeficiente que indica el cambio en  $y$  cuando todas las variables independientes son cero.

$\beta_1, \dots, \beta_k$ =coeficientes que indican el cambio en  $y$  ante el cambio en cada una de las variables independientes  $x_1, \dots, x_k$ , manteniendo el resto de los factores fijos.

$\mu$ =término de error.

La distribución de la muestra en este tipo de modelos se divide en dos subgrupos, uno de los cuales es el formado por las observaciones  $i$  en las que ocurrió el hecho objeto de estudio, es decir, cuando  $y_i = 1$ , y el otro, por los puntos muestrales en los que no ocurrió, es decir,  $y_i = 0$ . A efectos de esta investigación, se podría considerar que la variable dependiente toma el valor 1 si el cliente es no pagador (“moroso”) ó 0 si el cliente cumple con su obligación de pago (“no moroso”).

Para estimar los modelos de probabilidad lineal se puede utilizar el estimador de mínimos cuadrados ordinarios (MCO), siendo la ecuación estimada la siguiente:

$$\widehat{P(y = 1/x)} = \widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_1 x_1 + \dots + \widehat{\beta}_k x_k$$

Donde,

$\widehat{P(y = 1/x)}$ = valor estimado de  $P(y = 1/x)$ .

$\widehat{\beta}_0, \widehat{\beta}_1, \dots, \widehat{\beta}_k$  = valores estimados de  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ .

A efectos de que los estimadores MCO sean insesgados para los parámetros  $\beta$ , es decir,  $E(\hat{\beta}_j) = \beta_j, j = 0, 1, \dots, k$ , cualquiera sea el coeficiente  $\beta_j$ , se deben cumplir los siguientes supuestos (Wooldridge, 2003):

- 1) El modelo es lineal en los parámetros  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ .
- 2) Se dispone de  $n$  observaciones provenientes de un muestreo aleatorio de la población  $\{(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, y_i); i = 1, 2, \dots, n\}$ , donde el primer subíndice de las variables explicativas representa a las observaciones y el segundo subíndice corresponde a las variables independientes del modelo.
- 3) Para cualquier valor de las variables independientes se cumple que  $E(\mu|x_1, x_2, \dots, x_k) = 0$ , esto es, que el valor esperado del término de error es cero.
- 4) No hay colinealidad perfecta entre las variables independientes.

El cumplimiento de estos cuatro supuestos determina el carácter insesgado de los estimadores MCO.

Un quinto supuesto de los estimadores MCO se refiere a la dispersión de los  $\hat{\beta}_j$  en torno a los valores de  $\beta_j$ :

- 5)  $Var(\mu|x_1, x_2, \dots, x_k) = \sigma^2$ , esto es, el modelo es homocedástico, lo que significa que la varianza del término del error del modelo es fija y no cambia para los diferentes valores de las variables independientes.

El cumplimiento de los cinco supuestos establecidos anteriormente, conocidos como supuestos de Gauss-Markov, determina que los estimadores MCO  $\hat{\beta}_j$  sean los estimadores lineales insesgados óptimos (ELIO) de  $\beta_j$ , entendiendo por óptimos aquellos estimadores de menor varianza (Wooldridge, 2003). Ante presencia de heterocedasticidad (varianza no constante), es posible estimar por MCO utilizando errores estándar robustos a la heterocedasticidad o bien la estimación por mínimos cuadrados ponderados (MCP).

Como principales desventajas del modelo de probabilidad lineal se encuentra el hecho de que puede estimar probabilidades negativas o mayores que uno, y que el efecto parcial de las variables explicativas sobre la variable dependiente es constante (Wooldridge, 2003). A su vez, estos modelos adolecen de ineficiencia en las estimaciones de los parámetros, ya que sus errores no son homocedásticos (desigualdad de la matriz de varianzas y covarianzas). No obstante, las principales ventajas de los modelos paramétricos tradicionales radican en su fácil implementación y en la simplicidad de estimación e interpretación de sus resultados (Baklouti, 2014).

#### 2.3.1.2. Análisis discriminante múltiple

El análisis discriminante múltiple es una técnica multivariante para clasificar una serie de casos en grupos definidos y excluyentes entre sí. Esta técnica proporciona una función discriminante, combinación lineal de variables independientes, que se constituye en un modelo apropiado para clasificar entre buenos y malos pagadores.

Siguiendo a Blanco (2006), la aplicación de esta técnica supone la existencia de cierto número de grupos en la población bajo estudio, en donde a cada una de las observaciones le corresponde un cierto vector de variables o características. El objetivo de la técnica es, en consecuencia, determinar una función que discrimine entre grupos de forma más eficiente y a estos efectos construye una regla de decisión, asignando cada observación a un cierto grupo.

La función discriminante determinada para distinguir entre clientes morosos y no morosos puede ser de tipo lineal o cuadrático (Blanco, 2006). A efectos de que se pueda utilizar un análisis discriminante de tipo lineal, las observaciones de cada grupo deben seguir una distribución normal conjunta y se debe cumplir la igualdad de la matriz de varianzas y covarianzas. El planteamiento matemático del análisis discriminante lineal es el siguiente (Abdou y Pointon, 2011):

$$Z = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n$$

Donde,

$Z$ = discriminante o “*Z-score*”.

$\alpha$  = término de intercepto de la regresión.

$\beta_1 \dots \dots \beta_n$ = conjunto de coeficientes para  $x_1 \dots \dots x_n$ .

En el supuesto de que se cumpla con el criterio de normalidad, pero exista desigualdad de la matriz de varianzas y covarianzas, solamente se puede utilizar un análisis discriminante de tipo cuadrático. La formulación matemática del análisis discriminante cuadrático sería la siguiente (Blanco *et al.*, 2013):

$$\delta_i(x) = -\frac{1}{2} \log \left| \sum_i \right| - \frac{1}{2} (x - \hat{\mu}_i)^t \sum_i^{-1} (x - \hat{\mu}_i) + \log \hat{\pi}_i$$

Donde,

$\delta_i$ =discriminante cuadrático.

$i$ =observaciones del modelo,  $i=1,2,\dots,n$ .

$\sum$ =matriz de varianzas y covarianzas del modelo.

$\hat{\mu}_i$ =media poblacional estimada para las categorías  $i=0,1$ .

$\pi_i$ =probabilidades a priori de pertenecer a las categorías,  $i=0,1$ .

Entre las ventajas de esta herramienta se señala su fácil implementación y la sencilla interpretación de sus resultados (Baklouti, 2014). No obstante, la aplicación del análisis discriminante a los modelos de *credit scoring* adolece de varios problemas estadísticos (Eisenbeis, 2004; Thomas *et al.*, 2004), señalándose, entre otros, la no normalidad multivariada de la distribución subyacente de las variables y la posible determinación inadecuada de los grupos, así como la utilización de un análisis discriminante lineal –y no cuadrático- ante la no igualdad de la matriz de varianzas y covarianzas. Asimismo, Baklouti (2014) se refiere a que los modelos paramétricos de *credit scoring* han recibido muchas críticas en relación a que el supuesto de una relación lineal entre la variable dependiente y las explicativas no siempre se mantiene.

## 2.3.1.3. Modelos logit

Ante los inconvenientes del modelo lineal de probabilidad para el caso de una variable dependiente binaria, se definen los modelos de regresión de variable cualitativa, o modelo de elección binaria, donde se estima la probabilidad de que un prestatario no pague su préstamo, dados unos determinados valores de las variables explicativas. En particular, se propone el siguiente modelo:

$$P(y_i = 1 / x) = G(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k) = G(\beta_0 + x_i \beta)$$

$$P(y = 1/x) = G(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k) = G(\beta_0 + x\beta),$$

Donde,

$y$ =variable dependiente binaria que toma los valores “1”=que el prestatario no pague el préstamo y “0”=que el prestatario pague en tiempo y forma.

$x$ =conjunto de variables explicativas o independientes  $(x_1, \dots, x_k)$ .

$\beta_0$ =coeficiente que indica el cambio en  $y$  cuando todas las variables independientes son cero.

$\beta_1, \dots, \beta_k$ =coeficientes que indican el cambio en  $y$  ante el cambio en cada una de las variables independientes  $x_1, \dots, x_k$ , manteniendo el resto de los factores fijos.

$G$ = función que solamente toma valores entre 0 y 1.

$i$ =observaciones del modelo,  $i=1, 2, \dots, n$ .

La utilización de la función  $G$  asegura que las probabilidades de respuesta estimadas no puedan tomar valores menores que 0 o mayores que 1, superando uno de los inconvenientes del modelo de probabilidad lineal. En particular, en los modelos de regresión logística o logit, la función  $G$  se define como sigue:

$$G(z) = \exp(z) / [1 + \exp(z)] = \Lambda(z)$$

Donde,

$\exp$ =función exponencial.

$\Lambda$ = función de distribución acumulada de una variable aleatoria logística estandarizada (función logística) que toma valores comprendidos entre 0 y 1 para todos los números reales  $z$ .

A efectos de asignar el valor estimado obtenido por la regresión logística a la codificación binaria entre morosos y no morosos, para cada  $i$ , si  $G(\widehat{\beta}_0 + x_i\widehat{\beta}) > 0.5$ , la predicción de  $y_i$  es 1 y si  $G(\widehat{\beta}_0 + x_i\widehat{\beta}) \leq 0.5$ , la predicción de  $y_i$  es 0.

Por construcción, la estimación de los modelos logit no puede considerar los estimadores MCO ni los estimadores MCP, sino que se utiliza la estimación por máxima verosimilitud. En definitiva, los modelos logit permiten estimar el riesgo de morosidad exclusivamente en el intervalo (0,1) en función de su relación con un cierto conjunto de variables independientes cualitativas y cuantitativas. A partir de los coeficientes de regresión logística, es posible obtener la comparación del riesgo de los microcréditos “morosos” frente al riesgo de los microcréditos “buenos” o viceversa (*odds*). Este indicador, representativo del cociente entre la probabilidad de éxito y la probabilidad de fracaso (o viceversa), se define como sigue:

$$\begin{aligned} odds(\text{éxito}) &= \frac{p}{(1-p)} \\ odds(\text{fracaso}) &= \frac{(1-p)}{p} \end{aligned}$$

Donde,

$p$ = probabilidad de éxito, esto es, que la variable dependiente tome el valor 1.

$(1-p)$ = probabilidad de fracaso, esto es, que la variable dependiente tome el valor 0.

En cuanto a las ventajas del modelo logit, es posible indicar en primer lugar que estos modelos son preferibles a los modelos de probabilidad lineal para modelizar la probabilidad de impago de un microcrédito, dado que las variables de respuesta o dependientes siempre tienen valores entre 0 y 1, lo cual resulta consistente con los valores posibles de una probabilidad. En segundo lugar, si bien a menudo se menciona la dificultad en la interpretación de los parámetros  $\beta$  del modelo logit, la introducción de los ratios de *odds*

permite determinar de forma más sencilla el impacto de cada una de las variables independientes sobre la probabilidad de impago (Schreiner, 2003; Römer y Mußhoff, 2017). En tercer lugar, la regresión logística supera el problema de la no observabilidad *ex ante* de la probabilidad de impago, al estimarla directamente (Schreiner, 2003; Dinh y Kleimeier, 2007). En cuarto lugar, que los modelos logísticos no están limitados por el supuesto de normalidad en la distribución de los datos (Van Gool *et al.*, 2012). Finalmente, en las bases de datos de microfinanzas la mayoría de las variables es de tipo categórico, las cuales pueden ser incluidas en un análisis de regresión logística (Bensic *et al.*, 2005).

Estas características determinan que actualmente esta técnica continúe siendo de aplicación en la investigación de los modelos de *credit scoring* aplicados a las microfinanzas (véase Mota *et al.*, 2018 y Óskarsdóttir *et al.*, 2018) y que incluso los resultados de clasificación obtenidos mediante la aplicación de esta herramienta superen a metodologías más sofisticadas como las redes neuronales (Kammoun y Triki, 2016). Sin embargo, Bensic *et al.* (2005) señalan que esta metodología tiene la desventaja de tender a sobreajustar los datos, especialmente en el caso de una muestra de pequeño tamaño y con gran número de variables independientes. Además, ante una base de datos de microcréditos, los modelos logit solamente utilizan la información de si el microcrédito se encuentra o no en incumplimiento de pagos, mientras que los modelos de supervivencia, que se verán a lo largo de este capítulo, permiten observar los cambios en la probabilidad de incumplimiento de un microcrédito en el tiempo (Bos *et al.*, 2015), por lo que se dice que los modelos logit tienen menos capacidad informativa que los modelos de supervivencia.

#### 2.3.1.4. Modelos probit

El modelo probit es un modelo de elección binaria que estima la probabilidad de que un prestatario no pague su préstamo, dados unos determinados valores de las variables explicativas. La diferencia con



el modelo logit se encuentra en su función de densidad y de distribución acumulada que, para el caso del probit, se definen como:

$$G(z) = \Phi(z) \equiv \int_{-\infty}^z \phi(v) dv$$

$$\phi(z) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-z^2/2\right)$$

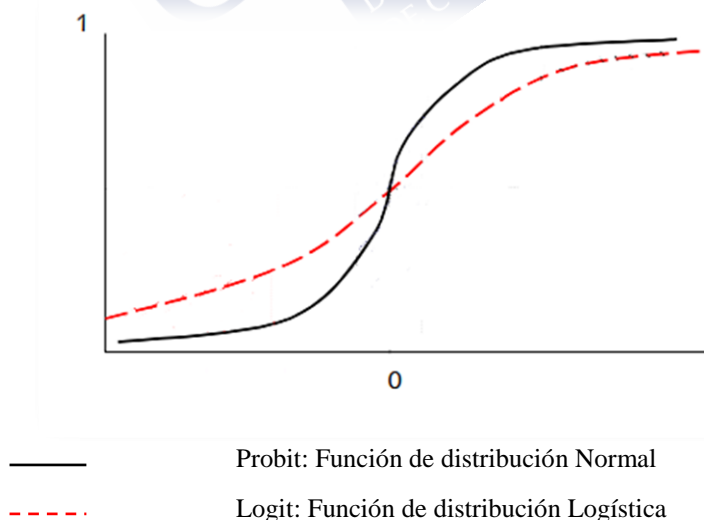
Donde,

$G$ =función de distribución acumulada de una variable aleatoria normal estandarizada, que toma valores comprendidos entre 0 y 1 para todos los números reales  $z$ .

$\phi(z)$ =función de densidad de una variable aleatoria normal estandarizada.

En consecuencia, en el caso del modelo probit, la formulación de la función  $G$  también asegura, como en el caso del modelo logit, que las probabilidades de respuesta estimadas solo tomen valores entre 0 y 1. La Figura 2.4 ilustra la función de distribución acumulada correspondiente a ambos modelos.

**Figura 2.4.** Función de distribución acumulada: Modelos logit y probit



Fuente: Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2002)

Como ventajas del modelo probit, se puede señalar que subsana los inconvenientes del modelo de probabilidad lineal, al limitar los resultados al intervalo (0,1) (Beledo *et al.*, 2007). Además, a diferencia del modelo de probabilidad lineal, permite que el efecto marginal de cada una de las variables explicativas no sea constante (Lara, 2010).

Por contra, al igual que lo comentado con los modelos logit, entre las desventajas del modelo probit se encuentra la dificultad en la interpretación de los coeficientes de la regresión (Wooldridge, 2003), debiéndose realizar la interpretación a través de la función *odds*. De acuerdo con la literatura revisada sobre modelos de *credit scoring* para microfinanzas, la técnica paramétrica más utilizada es el modelo logit, mientras que el modelo probit es seleccionado en muy pocos casos. Ello puede ser debido a que este último presenta dos desventajas adicionales a la regresión logística, en primer lugar, que pueda no verificarse que los residuos del modelo se ajusten a una normal tipificada, lo que cuestiona los resultados de los modelos probit, y en segundo lugar, que estos residuos se comporten en forma heterocedástica, con lo que los resultados debieran considerar la estructura de la varianza (Wooldridge, 2003). Beledo *et al.* (2007) señalan asimismo que los modelos probit requieren de una gran carga de cálculos y Lara (2010) indica su complejo proceso de estimación.

#### 2.3.1.5. Modelos tobit

El modelo tobit fue desarrollado por Tobin (1958) y es apropiado para estimar una variable dependiente limitada, que registra valores mayores o iguales que 0, con la característica de que se distribuye en forma continua (o aproximadamente continua) para valores positivos y toma el valor 0 en una cantidad importante de casos (Wooldridge, 2003). En otras palabras, se trata de una variable dependiente discreta que solo puede tomar determinados valores dentro de un rango limitado no negativo. Como esta variable registra un porcentaje importante de sus valores iguales a cero, el modelo Tobit a utilizar a menudo se conoce como modelo de “respuestas de solución de

esquina”. De acuerdo con Wooldridge (2003), la formulación del modelo Tobit es la siguiente:

$$y^* = \beta_0 + \mathbf{x}\boldsymbol{\beta} + \mu, \mu/x \sim \text{Normal}(0, \sigma^2)$$

Donde,

$y^*$ =variable latente o no observable.

$y = \max(0, y^*)$ .

$\mathbf{x}\boldsymbol{\beta} = \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k$ .

$\mu$ =término de error.

En consecuencia, la variable observada de respuesta  $y$  se expresa a través de una variable latente  $y^*$  que coincide con  $y$  cuando  $y^*$  es mayor que cero, o 0 en los demás casos. La estimación de los coeficientes del modelo se realiza a partir del método de máxima verosimilitud (Wooldridge, 2003).

Una ventaja del modelo es que permite utilizar información subempleada en los modelos de regresión logit o probit (Tobin, 1958), referida en particular a la distribución del impago de los microcréditos, que no es incorporada a los modelos binarios de morosidad. Por otro lado, el modelo tobit posibilita el correcto tratamiento de una variable dependiente limitada, ya que podrían obtenerse respuestas negativas a partir de un modelo de probabilidad lineal (Wooldridge, 2003).

Como desventajas del modelo Tobit, Zeller (1998) establece que la estimación por MCO conduce a estimaciones sesgadas e inconsistentes, por lo que se tiene que utilizar la técnica de máxima verosimilitud. Además, estos modelos pueden tener problemas de heterocedasticidad, lo que también puede resultar en un estimador de máxima verosimilitud inconsistente (Sharma y Zeller, 1997).

#### 2.3.1.6. Modelos paramétricos de supervivencia

Los modelos de supervivencia habitualmente engloban un conjunto de procedimientos estadísticos para el análisis de

información donde la variable a explicar es el tiempo hasta que ocurra un evento, utilizada, en general, en el campo epidemiológico (muerte, enfermedad, recuperación, etc.). Se asume que solo un evento es considerado de interés, a veces referido como el “fallo”, por ejemplo, la quiebra, y se realiza el seguimiento de un individuo, por ejemplo, una empresa o prestatario, hasta que el citado evento tenga lugar (Kleinbaum y Klein, 2010). Dentro de los antecedentes de utilización de modelos de supervivencia en el análisis del riesgo de crédito destaca Narain (1992), quien modela la probabilidad del tiempo hasta el impago de un préstamo. Estas técnicas proporcionan una perspectiva analítica adicional a la investigación del riesgo de crédito, modelando el tiempo hasta el impago y no solamente la probabilidad de que se verifique el impago (Dirick *et al.*, 2017), permitiendo analizar los factores que afectan la duración de la relación entre el cliente y la IMF (Pagura, 2004).

Cualquier modelo de supervivencia se caracteriza por: la función de supervivencia  $S(t)$ , que muestra la probabilidad de que el tiempo hasta el impago  $T$  se extienda más allá de un momento  $t$ ; y la función de riesgo (*hazard*)  $h(t)$ , que establece el riesgo instantáneo de impago por unidad de tiempo, dado que el individuo no haya incurrido en impago hasta el momento  $t$  (Kleinbaum y Klein, 2010). La formulación de ambas funciones, donde  $\Delta_t$  es un pequeño intervalo de tiempo, es la siguiente:

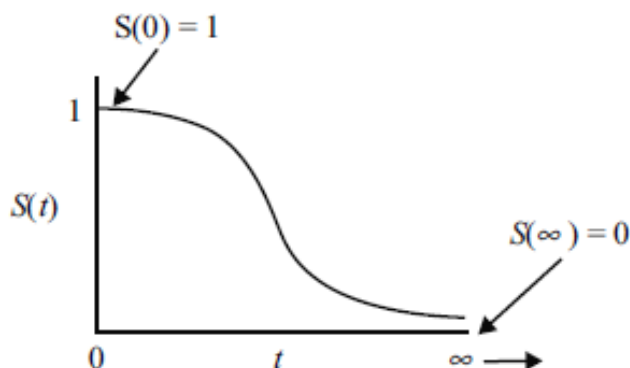
$$S(t) = P(T > t)$$

$$h(t) = \lim_{\Delta_t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T \leq t + \Delta_t / T \geq t)}{\Delta_t}$$

La Figura 2.5 muestra una función de supervivencia teórica que oscila entre los valores de 0 y 1 (Kleinbaum y Klein, 2010). En concreto, desde el comienzo del período de estudio, cuando no se experimentó aún el riesgo o “fallo”,  $S(0) = 1$ , momento a partir del

cual la función sigue una tendencia no creciente, hasta que  $t = \infty$ ,  $S(\infty) = 0$ , es decir, todos los individuos ya habrían experimentado el impago.

**Figura 2.5.** Función de supervivencia teórica



Fuente: Kleinbaum y Klein (2010)

En los modelos paramétricos de supervivencia, se asume que la función de supervivencia sigue una distribución conocida -como la distribución exponencial, Weibull, Gamma generalizada, entre otras-, cuyos parámetros son desconocidos (Kleinbaum y Klein, 2010). Los modelos paramétricos más divulgados son los modelos AFT (*Accelerated Failure Time Model* o Modelo de tiempo acelerado de fallos), que suponen que las variables explicativas tienen un efecto proporcional con relación al tiempo de supervivencia. En particular, *“las variables explicativas operan como factores de aceleración que aceleran o enlentecen el proceso de supervivencia en relación a la función de supervivencia base”* (Dirick *et al.*, 2017; pp. 654). La formalización de la función de supervivencia y de la función de riesgo de los modelos AFT es la siguiente (Dirick *et al.*, 2017):

$$S(t / \mathbf{x}) = S_0(t * \exp(-\beta' \mathbf{x}))$$

$$h(t / x) = h_0(t * \exp(-\beta'x))\exp(-\beta'x)$$

Donde,

$S_0$ = función de supervivencia de base, que corresponde con la función de riesgo de base.

$h_0$ = función de riesgo de base, que depende del tiempo y de las variables explicativas y tiene una forma conocida.

$x$ = vector de variables explicativas.

$\beta$ = vector de coeficientes de las variables explicativas.

Las principales ventajas de los modelos paramétricos de supervivencia se refieren a la simplicidad en su aplicación y la mayor consistencia con la curva de supervivencia teórica en relación a los modelos no paramétricos (Kleinbaum y Klein, 2010). Respecto a su principal desventaja, se refiere a que su formulación teórica como modelo multiplicativo implica que los riesgos se mantengan constantes en el tiempo, lo que resulta un supuesto de difícil verificación en la práctica (Kleinbaum y Klein, 2010).

### 2.3.2. Técnicas no paramétricas de *credit scoring*

En este epígrafe se describen las principales herramientas estadísticas no paramétricas de *credit scoring*. Por tanto, se deja constancia del carácter no exhaustivo de la enumeración que se presenta a continuación, no obstante lo cual es una referencia de las principales herramientas de esta naturaleza utilizadas en el área de *credit scoring* para evaluar microcréditos.

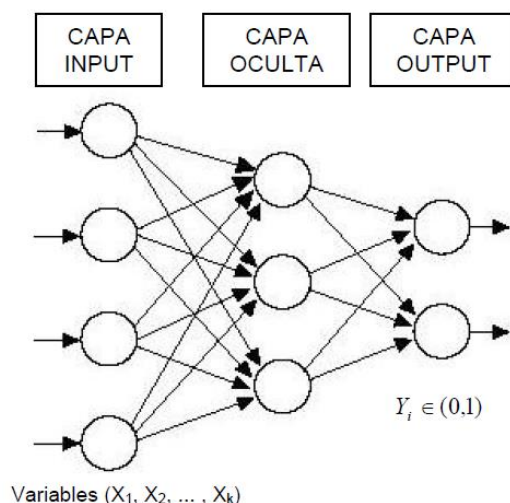
#### 2.3.2.1. Redes neuronales

Las redes neuronales constituyen una técnica de inteligencia artificial que pretende emular el cerebro humano y están compuestas por neuronas que interactúan a través de una capa de entrada, una o

varias capas ocultas y una capa de salida. Mientras la capa de entrada está formada por las variables explicativas del modelo, la(s) capa(s) oculta(s) contiene(n) unidades no observables y la capa de salida emite las respuestas del modelo (IBM, 2011). En particular, cada unidad no observable de la capa oculta es una suma ponderada de las variables explicativas del modelo. Al respecto, puede existir más de una capa oculta, relacionadas entre sí a través de una función de activación o transferencia, que vincula las unidades de una capa con la siguiente, utilizando ponderadores sinápticos. También existe una función de activación o transferencia que vincula la última capa oculta del modelo con la capa de salida, que contiene las respuestas binarias resultantes de la clasificación del modelo.

La mayor eficiencia de una red neuronal, en términos de su poder predictivo, está relacionada con las características de su proceso de aprendizaje o tipo de entrenamiento, que depende del algoritmo de optimización utilizado. Al respecto, entre las redes neuronales utilizadas en los modelos de *credit scoring*, se encuentra el perceptrón multicapa (*Multilayer Perceptron*) y la función de base radial (*Radial Basis Function*).

La Figura 2.6 exhibe una representación general de una red neuronal (Lara, 2010), donde se muestra la interrelación entre la capa de entrada (*input*), la/-s o capa/-s oculta/-s y la capa de salida (*output*).

**Figura 2.6.** Representación de una red neuronal

Fuente: Lara (2010). <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/legalcode>

Las principales ventajas de una red neuronal se refieren a que no es necesario establecer de antemano una cierta relación entre la variable dependiente y las variables explicativas del modelo (IBM, 2011; Blanco *et al.*, 2013), y que permite representar relaciones no lineales entre las variables no detectadas por el modelo lineal de probabilidad lo que, según Bensic *et al.* (2005) está asociado a tasas de acierto mayores. En particular, Abdou y Pointon (2011) señalan que las redes neuronales pueden modelar funciones extremadamente complejas.

Entre las limitaciones de esta herramienta, a menudo se indica su carácter de “caja negra”, que dificulta la interpretación de los resultados del modelo (Mittal *et al.*, 2011). En otras palabras, la red neuronal no proporciona la estructura de la función que vincula a la variable dependiente con las independientes, es decir, no existe una conexión directa entre los pesos de las características y la variable dependiente. Finalmente, Blanco *et al.* (2013) se refieren al largo tiempo de entrenamiento requerido para diseñar la estructura de la red neuronal.



### 2.3.2.2. Modelos SVM

Los modelos SVM representan herramientas de aprendizaje supervisado de clasificación binaria. Introducida por Vapnik (1998), esta técnica determina un hiperplano óptimo (Louzada *et al.*, 2016) que maximiza la distancia entre las dos opciones de clasificación (morosos y no morosos, por ejemplo), si estas son linealmente separables, a partir de la muestra de entrenamiento  $\{(x_i, y_i)\}$ , con  $i = \{1 \dots n\}$ . El citado hiperplano se define a continuación:

$$\sum_{i=1}^n w_i x_i + b = 0$$

Donde,

$x_i$  = vector de soporte - variables explicativas.

$y_i$  = variable dependiente.

$w_i = w_1, w_2, \dots, w_n$  son los coeficientes del hiperplano.

$b$  = escalón o umbral escalar.

$i$  = observaciones del modelo,  $i = 1, 2, \dots, n$ .

En particular, los vectores de soporte (*support vectors*) son aquellos puntos de la muestra de entrenamiento que están más cercanos al hiperplano óptimo (Kim y Sohn, 2010). Por otro lado, si las opciones de clasificación no son separables linealmente se utilizan expansiones polinómicas o *splines* (Blanco *et al.*, 2014). En ese caso, en la función de determinación del hiperplano se introduce una función *kernel* (Kim y Sohn, 2010; Louzada *et al.*, 2016), como la función de base radial (*radial basis function*) o las redes neuronales de dos capas (*two-layer neural network*).

Las ventajas de los modelos SVM radican en que solamente es necesario determinar los parámetros requeridos de la función *kernel* a utilizar en el caso de separación no lineal (Blanco *et al.*, 2014), y en que permiten, a su vez, determinar la tasa de impago con más precisión que las herramientas tradicionales dado que los modelos

SVM utilizan el principio de minimización del riesgo estructural (Kim y Sohn, 2010).

En cuanto a las desventajas, Blanco *et al.* (2014) se refieren a la poca claridad de los diferentes enfoques de interpretación de los resultados de los modelos SVM, y a la necesidad de identificar correctamente los parámetros de la función de determinación del hiperplano. Esto último también es señalado por Kim y Sohn (2010), estableciendo que es necesario la optimización simultánea de los parámetros del modelo considerando que el poder predictivo de los modelos SVM es sensible a varios parámetros.

### 2.3.2.3. Modelos no paramétricos de supervivencia

De acuerdo con lo indicado anteriormente, los modelos de supervivencia pueden ser utilizados para modelar el cambio en la probabilidad de que un microcrédito experimente impago o incumplimiento a través del tiempo de vida del préstamo. Como alternativa a los modelos AFT, el tiempo de supervivencia puede ser estudiado a través del modelo de riesgos proporcionales de Cox (Cox, 1972), cuya formulación es la siguiente (Kleinbaum y Klein, 2010):

$$h(t, X) = h_0(t) e^{\sum_{i=1}^p \beta_i X_i}$$

Donde,

$h_0(t)$ = riesgo de base (*baseline hazard*), que depende del tiempo pero no depende de las variables explicativas (Kleinbaum y Klein, 2010).

$X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$  es el vector de  $p$  variables explicativas, que no dependen del tiempo (Bekele y Worku, 2008).

$\beta_i$ =coeficientes del modelo.

$i$ =observaciones del modelo,  $i=1, 2, \dots, n$ .

El modelo de Cox es un método muy popular en la literatura para realizar el análisis del tiempo de supervivencia. Se basa en el concepto de riesgo o fallo para un individuo que, en un determinado momento  $t$ ,

es producto de un riesgo base, no paramétrico, que depende del tiempo y de un componente paramétrico, que solo depende de las variables explicativas consideradas en el modelo (Kleinbaum y Klein, 2010). Respecto al modelo AFT, el modelo de riesgos proporcionales de Cox es un modelo semiparamétrico (Dirick *et al.*, 2017). En otras palabras, de acuerdo a la fórmula del riesgo en el modelo de Cox, si todas las variables explicativas son simultáneamente iguales a 0, la función de riesgo equivale al riesgo base que, al tener una forma desconocida, determina que este modelo sea de carácter semiparamétrico.<sup>29</sup>

Las ventajas del modelo de riesgos proporcionales de Cox se refieren a que su formulación matemática asegura que los riesgos estimados son invariablemente de carácter no negativo y que siempre es posible analizar el impacto de las variables explicativas sobre la función de riesgo (Kleinbaum y Klein, 2010; Kiefer, 1988). A su vez, este modelo es más flexible que los modelos paramétricos, al no requerir la especificación de una distribución probabilística para el tiempo de supervivencia (Pagura, 2004; Dirick *et al.*, 2017). Bekele y Worku (2008) indican que los modelos de regresión logística son menos informativos que los modelos de riesgos proporcionales de Cox, dado que estos últimos consideran la información sobre el tiempo de supervivencia de los emprendimientos.

Por el contrario, una limitación de este modelo es que el efecto proporcional de las variables explicativas sobre la función de riesgo no cambia durante de la vida del préstamo (Bos *et al.*, 2015; Hassan *et al.*, 2018).

#### 2.3.2.4. Árboles de clasificación y regresión

Los árboles de clasificación y regresión (*Classification and Regression Trees*, CART) son también llamados algoritmos de

---

<sup>29</sup> Ramesh y Kumar (2017) proporcionan una revisión de literatura de modelos generales de riesgo de crédito, señalando particularmente los enfoques basados en la intensidad, que dependen de una función de riesgo determinada a partir de modelos de supervivencia, incluyendo el modelo de riesgos proporcionales de Cox.

partición recursiva (Hand y Henley, 1997; Baklouti, 2014) y constituyen un método no paramétrico de clasificación, desarrollado originalmente por Breiman *et al.* (1984). Esta herramienta divide la muestra de observaciones en dos subgrupos en base al coeficiente de Gini (Bensic *et al.*, 2005; Cubiles *et al.*, 2013; Louzada *et al.*, 2016), a efectos de lograr mayor homogeneidad de la muestra (en nuestro caso, sería en relación al riesgo de morosidad analizado). Posteriormente, se repite el proceso, hasta que se alcanza una subdivisión que no resulta estadísticamente significativa respecto a la división en subgrupos realizada en el paso inmediatamente anterior (Baklouti, 2014). Según Abdou y Pointon (2011), la mejor estructura del árbol es seleccionada en atención al menor porcentaje general de error de clasificación o los menores costos por errores en la clasificación en las distintas etapas de partición de observaciones.

Las ventajas de esta herramienta se refieren a la posibilidad de inclusión de variables continuas y categóricas, así como a su baja demanda de tiempo de procesamiento y fácil interpretación de los resultados (Baklouti, 2014). Respecto a sus desventajas, están relacionadas con la posibilidad de sobreajuste de los datos en árboles de gran dimensión (Cubiles *et al.*, 2013) y su baja precisión en la clasificación (Bensic *et al.*, 2005).

#### 2.3.2.5. Programación genética

La programación genética, también conocida bajo el término de técnicas evolutivas (Yu *et al.*, 2015), es una nueva técnica de aplicación en *credit scoring* que utiliza los conceptos de la evolución biológica para clasificar a los clientes entre morosos y no morosos. Según Abdou y Pointon (2011), la programación genética puede definirse como un modelo de testeo y selección del mejor programa entre un conjunto de resultados, cada uno representado por una cadena (*string*), convirtiendo el programa o “función” en la unidad de testeo. En particular, en la programación genética se generan una serie de programas que compiten entre sí a través de un proceso de combinaciones y mutaciones y se realiza un análisis comparado para determinar cuál de ellos provee la mejor solución. Simulando la teoría

de la evolución de Darwin, los programas más efectivos sobreviven o se mezclan con otros programas para converger a la solución óptima (Abdou y Pointon, 2011).

Como principales ventajas de los modelos de *credit scoring* basados en la programación genética se puede indicar que permiten resolver los problemas de clasificación sin necesidad de especificar un modelo probabilístico (Huang *et al.*, 2007). Asimismo, pueden ser utilizados tanto para muestras pequeñas como de gran tamaño (Huang *et al.*, 2006), destacándose además la determinación simultánea de parámetros y función discriminante.

En cambio, sus principales desventajas tienen que ver con su extendido tiempo de entrenamiento y alta complejidad computacional (Huang *et al.*, 2007). Horn (2017) se refiere también al esfuerzo requerido en su implementación, los altos tiempos de desarrollo y ejecución, y a la dificultad en la comprensión de resultados.

#### 2.3.2.6. Métodos de suavizado no paramétrico

Los métodos de suavizado no paramétrico (*Smoothing nonparametric methods*) tienen como objetivo, a efectos del *credit scoring*, realizar la clasificación entre deudores aplicando distintas técnicas de suavizado, como el ajuste polinomial, *splines*, densidad de *kernel* u otras técnicas de regularización. Entre las herramientas que engloba esta metodología se incluye el método del *k*-vecino más cercano (*k-nearest neighbour*), que considera sólo los *k* agrupamientos de datos más similares (Yu *et al.*, 2015) y que constituyen un algoritmo jerárquico-agregativo en la conformación de clústeres (Blanco, 2006). Asimismo, la estimación mediante la densidad de *kernel* se utiliza a efectos de determinar la función de densidad de la variable de interés. Estas técnicas a menudo se incluyen dentro de los métodos dinámicos o variables en el tiempo (Hand y Henley, 1997), dado que permiten reflejar el cambio en el comportamiento de pagos de los individuos a través del tiempo.

Entre las principales ventajas de estas técnicas se señala la posibilidad de su actualización dinámica, incluyendo nuevos casos en

la base de datos objeto de estudio y suprimiendo los casos más antiguos, a efectos de ajustar las reglas de clasificación a las nuevas características de la población (Hand y Henley, 1997).

En relación a sus desventajas, Hand y Henley (1997) estiman que la baja utilización de estos modelos se debe a su alto requerimiento computacional. Con respecto al k-vecino más cercano, Blanco (2006) establece que tiende a producir agrupamientos de casos más elongados y a separar aquellos casos con valores más extremos, fijando clústeres unitarios.

#### 2.3.2.7. Programación matemática

Yu *et al.* (2015) y Hand y Henley (1997) incluyen en su revisión de la literatura sobre *credit scoring* a los métodos de programación matemática, dentro de los cuales se encuentran las técnicas de programación lineal, también referidas por Lara (2010) y Rayo *et al.* (2010). El objetivo general de esta herramienta es optimizar una función objetivo, sujeto a una serie de restricciones, donde se trata de obtener valores óptimos para una serie de variables instrumentales relacionadas, en el marco del *credit scoring*, con la toma de decisiones de concesión de crédito (Lara, 2010).

En relación a las ventajas de esta herramienta, Hand y Henley (1997) señalan que no hay dificultades por la existencia de relaciones determinísticas entre las variables, mientras que Yu *et al.* (2015) indican que estas herramientas pueden mejorar la *performance* predictiva de los modelos de *credit scoring*. Lara (2010) y Rayo *et al.* (2010) establecen que estas técnicas resultan de mayor relevancia cuando la relación funcional entre las variables es desconocida. La principal limitación se refiere a la dificultad en la interpretación de los resultados (Lara, 2010).

#### 2.3.2.8. Modelos híbridos

La literatura académica sobre modelos de *credit scoring* incluye ejemplos de modelos híbridos. La delimitación de estos modelos ha

sido objeto de diferentes definiciones, a modo de ejemplo, como aquellos modelos que combinan un enfoque experto y un enfoque estadístico (Kinda y Achonu, 2012), o alternatively como modelos que combinan distintas herramientas o técnicas individuales (Yu *et al.*, 2015; Louzada *et al.*, 2016). El objetivo de estos modelos es incrementar la precisión en la clasificación de los créditos (Louzada *et al.*, 2016), explotando las ventajas de unas herramientas y mitigando las desventajas de otras (Yu *et al.*, 2015).

En consecuencia, las ventajas y desventajas de estos métodos van a estar en línea con las técnicas estadísticas que se combinen en el análisis o bien con el tipo de conocimiento experto que se incorpore en las mismas. En relación con los sistemas expertos, esto es, con aquellas técnicas de clasificación basadas exclusivamente en el conocimiento subjetivo de la institución financiera, Yu *et al.* (2015) señalan que el índice de evaluación del comportamiento de pago del cliente frente a la institución es el factor más importante a considerar, refiriéndose, a modo de ejemplo, a las 5 “C” de la evaluación del crédito (Altman, 1968).

### **2.3.3. Técnicas paramétricas y no paramétricas de *credit scoring*: un resumen**

El objetivo de este epígrafe es realizar un resumen de las principales ventajas e inconvenientes de las herramientas vistas anteriormente de una forma comparada.

La Tabla 2.1 y la Tabla 2.2 resumen, respectivamente, las principales características de las técnicas paramétricas y no paramétricas comentadas.

**Tabla 2.1.** Técnicas paramétricas de *credit scoring*: resumen

Técnica	Definición	Ventajas	Desventajas
Modelo lineal de probabilidad	Modelo de regresión lineal múltiple donde la variable independiente es binaria y función de las variables explicativas.	Fácil implementación. Simplicidad de estimación e interpretación de sus resultados.	Puede estimar probabilidades negativas o mayores que uno. El efecto parcial de las variables explicativas sobre la variable dependiente es constante. Ineficiencia en las estimaciones de los parámetros.
Análisis discriminante múltiple	Función discriminante, construida como combinación lineal de variables independientes, para clasificar entre buenos y malos pagadores.	Fácil implementación y sencilla interpretación de sus resultados.	No normalidad multivariada de la distribución subyacente de las variables. Posible determinación inadecuada de los grupos. Utilización de un análisis discriminante lineal ante la no igualdad de la matriz de varianzas y covarianzas. Supuesto de una relación lineal entre la variable dependiente y las explicativas no siempre se mantiene.
Modelos logit	Regresión de variable cualitativa, donde se estima la probabilidad de que un prestatario no pague su préstamo, dados unos determinados valores de las variables explicativas, utilizando la función de densidad de una variable aleatoria logística estandarizada.	Subsana los inconvenientes del modelo lineal de probabilidad al modelizar la probabilidad de impago de un microcrédito, al limitar los resultados al intervalo (0,1). Los ratios de odds permiten determinar en forma sencilla el impacto de cada una de las variables independientes sobre la probabilidad de impago. Supera el problema de la no observabilidad ex ante de la probabilidad de impago. No están limitados por el supuesto de normalidad en la distribución de los datos. Pueden incluir variables de tipo categorico en el modelo.	Tendencia a sobreajustar los datos, especialmente en el caso de una muestra de pequeño tamaño y con gran número de variables independientes. Menos capacidad informativa que los modelos de supervivencia, que evalúan los cambios en la probabilidad de incumplimiento con el tiempo. Dificultad en la interpretación de los parámetros del modelo logit.



Técnica	Definición	Ventajas	Desventajas
Modelos probit	Regresión de variable cualitativa, donde se estima la probabilidad de que un prestatario no pague su préstamo, dados unos determinados valores de las variables explicativas, utilizando la función de densidad de una variable aleatoria normal estandarizada.	Soluciona los inconvenientes del modelo lineal de probabilidad al modelizar la probabilidad de impago de un microcrédito, al limitar los resultados al intervalo (0,1). Permite que el efecto marginal de cada una de las variables explicativas no sea constante.	Dificultad en la interpretación de los resultados, debiéndose realizar la interpretación a través de la función odds. Puede que los residuos del modelo no se ajusten a una normal tipificada y se comporten en forma heterocedástica. Los modelos probit requieren de una gran carga de cálculos. Complejo proceso de estimación.
Modelos tobit	Regresión de variable dependiente limitada, que se distribuye en forma continua (o aproximadamente continua) para valores positivos y toma el valor 0 en una cantidad importante de casos.	Permite utilizar información sub-empleada por los modelos de regresión logit o probit. Posibilita el correcto tratamiento de una variable dependiente limitada, ya que podrían obtenerse respuestas negativas a partir de un modelo de probabilidad lineal.	Estimación por MCO conduce a estimaciones sesgadas e inconsistentes. Pueden tener problemas de heterocedasticidad, lo que puede resultar en un estimador de máxima verosimilitud inconsistente.
Modelos de supervivencia	Permite modelar la probabilidad del tiempo hasta el impago de un préstamo.	Simplicidad en su aplicación. Mayor consistencia con la curva de supervivencia teórica en relación a los modelos no paramétricos.	Formulación teórica que implica que los riesgos se mantengan constantes en el tiempo.

Fuente: elaboración propia a partir de Hand y Henley (1997), West (2000), Lara (2010), Rayo *et al.* (2010), Abdou y Pointon (2011), Yu *et al.* (2015), Louzada *et al.* (2016) y Pantoja (2016)

**Tabla 2.2.** Técnicas no paramétricas de *credit scoring*: resumen

Técnica	Definición	Ventajas	Desventajas
Redes neuronales	Técnica de inteligencia artificial que está compuesta por neuronas que interactúan a través de una capa de entrada, una o varias capas ocultas y una capa de salida.	No es necesario establecer de antemano una cierta relación entre la variable dependiente y las variables explicativas del modelo. Permite representar relaciones no lineales entre las variables no detectadas por el modelo de probabilidad lineal. Pueden modelar funciones extremadamente complejas.	“Caja negra”, que dificulta la interpretación de los resultados del modelo, dado que los ponderadores mediante los que se interrelacionan las distintas capas de la red neuronal son de difícil determinación. Largo tiempo de entrenamiento de la red.
Modelos SVM	Herramienta de aprendizaje supervisado de clasificación binaria, que determina un hiperplano óptimo, que maximiza la distancia entre las dos opciones de clasificación.	Solamente es requerido determinar los parámetros requeridos de la función kernel a utilizar en el caso de separación no lineal. Permiten determinar la tasa de impago con más precisión que las herramientas tradicionales.	Poca claridad de los diferentes enfoques de interpretación de los resultados. Necesidad de identificar correctamente a los parámetros de la función de determinación del hiperplano, siendo necesaria la optimización simultánea de los parámetros del modelo.
Modelos de supervivencia	Técnica para modelar el cambio en la probabilidad de que un microcrédito experimente impago o incumplimiento a través de su tiempo de vida.	Riesgos estimados son de carácter no negativo. Siempre es posible analizar el impacto de las variables explicativas sobre la función de riesgo. Más flexible que los modelos paramétricos al no requerir la especificación de una distribución probabilística para el tiempo de supervivencia.	El efecto proporcional de las variables explicativas sobre la función de riesgo no cambia durante la vida del préstamo.
Árboles de clasificación y regresión	Algoritmo de partición recursiva que divide iterativamente la muestra de observaciones en dos subgrupos en base al coeficiente de Gini.	Posibilidad de inclusión de variables continuas y categóricas. Baja demanda de tiempo de procesamiento. Fácil interpretación de los resultados.	Posibilidad de sobreajuste de los datos en árboles de gran dimensión. Baja precisión en la clasificación.

<b>Técnica</b>	<b>Definición</b>	<b>Ventajas</b>	<b>Desventajas</b>
Programación genética	Técnica que utiliza los conceptos de la evolución biológica para clasificar a los clientes entre morosos y no morosos.	Permiten resolver los problemas de clasificación sin necesidad de especificar un modelo probabilístico. Pueden ser utilizados para muestras pequeñas y de gran tamaño. Determinación automática y simultánea de la mejor función discriminante y sus parámetros.	Dificultad en implementación. Altos tiempos de desarrollo y ejecución. Dificultad en la comprensión de resultados.
Métodos de suavizado no paramétrico	Clasificación entre deudores aplicando técnicas de suavizado, como ajuste polinomial, splines, densidad de kernel u otras.	Posibilidad de actualización dinámica, a efectos de ajustar las reglas de clasificación a las nuevas características de la población.	Alto requerimiento computacional. k-vecino más cercano tiende a producir agrupamientos de casos más elongados y a separar aquellos casos con valores más extremos.
Programación matemática	Optimización de una función objetivo, sujeto a una serie de restricciones sobre las variables instrumentales.	No hay dificultades por introducir relaciones determinísticas entre las variables. Pueden mejorar la performance predictiva de los modelos de <i>credit scoring</i> . Resultan de mayor relevancia cuando la relación funcional entre las variables es desconocida.	Dificultad en la interpretación de los resultados.
Modelos híbridos	Combinación de un enfoque experto y un enfoque estadístico o de distintas herramientas o técnicas individuales.	En línea con las técnicas estadísticas que se combinen en el análisis o con el tipo de conocimiento experto que se incorpore en las mismas.	

Fuente: elaboración propia a partir de Hand y Henley (1997), West (2000), Lara (2010), Rayo *et al.* (2010), Abdou y Pointon (2011), Yu *et al.* (2015), Louzada *et al.* (2016) y Pantoja (2016)

### 2.3.4. Criterios de evaluación de herramientas estadísticas de *credit scoring*

A efectos de comparar la precisión predictiva del impago en microcréditos proporcionada por herramientas estadísticas alternativas de *credit scoring*, la literatura académica utiliza diferentes criterios de evaluación, que se analizan en el presente epígrafe.

En la medida que el objetivo habitual de los modelos de *credit scoring* es clasificar correctamente entre los microcréditos morosos y no morosos, una medida de evaluación de los modelos es el porcentaje general de aciertos (*hit rate* o *correct classification rate*, *CCR*), esto es, todos aquellos microcréditos morosos y no morosos clasificados correctamente por el modelo en relación al total de microcréditos. Esta medida se asocia con la precisión predictiva de los modelos.

A su vez, considerando específicamente aquellos microcréditos morosos, esto es, aquellas observaciones  $i$  para los cuales  $y_i=1$ , se obtiene una segunda medida de evaluación, conocida como sensibilidad (*sensitivity*), que compara la cantidad de microcréditos en mora clasificados correctamente por el modelo en relación a los microcréditos en mora reales u observados.

Además, considerando específicamente aquellos microcréditos no morosos, esto es, aquellas observaciones  $i$  para los cuales  $y_i=0$ , la tercera medida de evaluación es la especificidad (*specificity*), que compara la cantidad de microcréditos no morosos clasificados correctamente por el modelo en relación a los microcréditos no morosos observados en la realidad.

En los trabajos incluidos en la literatura revisada que aplican varias herramientas de *credit scoring*, estas tres medidas de evaluación son consideradas por Ayouché *et al.* (2017), Kammoun y Triki (2016), Abdou *et al.* (2014), Baklouti (2014), Blanco *et al.* (2014), Kim y Sohn (2010) y Bensic *et al.* (2005) –véase Tabla 2.4–.

Las tres medidas comentadas anteriormente se exponen habitualmente en una tabla de confusión o clasificación (Tabla 2.3), que compara simultáneamente los microcréditos morosos y no

morosos observados con aquellos predichos por los modelos de *credit scoring*.

**Tabla 2.3.** Tabla de confusión

Observados	Predichos por el modelo		Total
	Moroso=1	Moroso=0	
Moroso=1	Verdadero positivo (VP)	Falso negativo (FN)	VP+FN
Moroso=0	Falso positivo (FP)	Verdadero negativo (VN)	FP+VN
Total	VP+FP	FN+VN	VP+FP+VN+FN

Fuente: elaboración propia

En términos de los componentes de la Tabla 2.3, las tres medidas de evaluación presentadas anteriormente se detallan a continuación:

$$Precision = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}$$

$$Sensibilidad = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$Especificidad = \frac{VN}{FP + VN}$$

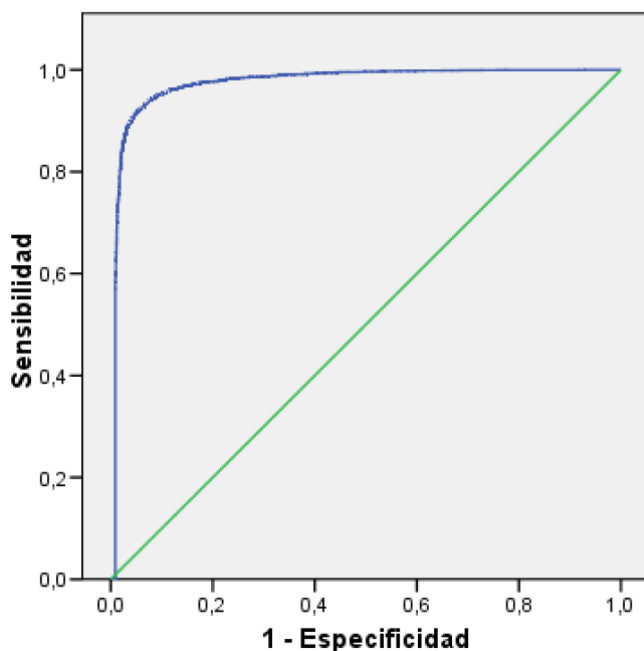
Otras de las medidas de evaluación utilizadas habitualmente por la literatura para comparar modelos alternativos de *credit scoring* son los errores de tipo I y de tipo II. El error de tipo I consiste en clasificar a un microcrédito moroso como no moroso, mientras que el error de tipo II consiste en clasificar a un microcrédito no moroso como moroso. Estas medidas son utilizadas en Ayouche *et al.* (2017), Kammoun y Triki (2016), Abdou *et al.* (2014), Baklouti (2014), Blanco *et al.* (2013, 2014), Cubiles *et al.* (2013) y Bensic *et al.* (2005). En términos de la Tabla 2.1, estas medidas son equivalentes a:

$$Error\ tipo\ I = \frac{FN}{VP + FN} = 1 - Sensibilidad$$

$$Error\ tipo\ II = \frac{FP}{FP + VN} = 1 - Especificidad$$

Una medida gráfica que permite evaluar y comparar modelos alternativos de *credit scoring* se obtiene a partir de la curva de características operativas del receptor, COR (*Receiver Operating Characteristic*, ROC), que equivale a comparar la sensibilidad de un modelo frente a su Error de tipo II, es decir, (1-especificidad). El área bajo la citada curva se conoce como AUC (*Area Under the Curve*) y es una medida que permite profundizar el poder de clasificación del modelo. La Figura 2.7 brinda un ejemplo de esta medida, utilizada en De Cnudde *et al.* (2015), Baklouti (2014), Blanco *et al.* (2013, 2014), Cubiles *et al.* (2013) y Lara (2010). En particular, el AUC de la figura es el área bajo la curva azul (COR) y será mayor cuanto más distante sea de la diagonal de la figura. En el caso concreto, el AUC corresponde a 97.5%, que equivale a la capacidad predictiva del modelo de regresión logística para clasificar entre deudores morosos y no morosos en la IMF CMAC de Tacna, incluido en Lara (2010).

**Figura 2.7.** Curva COR



Fuente: Lara (2010). <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/legalcode>

Otra de las medidas utilizadas en la literatura revisada para comparar la eficiencia de los modelos de *credit scoring* es el costo esperado de errores en la clasificación (*Expected misclassification cost*, EMC), definido por West (2000) de la siguiente forma:

$$EMC = C_{12}\pi_2 \frac{n_2}{N_2} + C_{21}\pi_1 \frac{n_1}{N_1}$$

donde:

$\frac{n_2}{N_2}$  = Error tipo I

$\frac{n_1}{N_1}$  = Error tipo II

$C_{12}$  = costo de otorgar crédito a un deudor moroso

$C_{21}$  = costo de no otorgar crédito a un deudor no moroso

$\pi_2$  = probabilidad a priori de un deudor moroso

$\pi_{21}$  = probabilidad a priori de un deudor no moroso

Esta medida, incluida en Ayouche *et al.* (2017), Abdou *et al.* (2014), Baklouti (2014), Blanco *et al.* (2014, 2013), Cubiles *et al.* (2013) y Bensic *et al.* (2005), permite obtener el modelo de mayor eficiencia predictiva, esto es, aquel modelo con menor EMC.

El índice de Brier (*Brier Score*, BS) es otra de las medidas de comparación de los modelos de *credit scoring*, utilizado en Blanco *et al.* (2014). El citado índice se construye de la siguiente forma:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2$$

Donde,

N=número de microcréditos a clasificar

$F_i$ =predicción del modelo para el microcrédito  $i$  (“1” =Moroso; “0” =No moroso)

$O_i$ =resultado observado para el microcrédito  $i$  (“1” =Moroso; “0” =No moroso)

En concreto, si  $BS=0$  el modelo es totalmente preciso, ya que todas las predicciones del modelo coinciden con la realidad, mientras que si  $BS=1$  el poder predictivo del modelo es nulo.





**Tabla 2.4.** Criterios de evaluación de *credit scoring*. Utilización en la literatura relevada

	Precisión	Sensibilidad	Especificidad	Error tipo I	Error tipo II	Curva COR	EMC	BS
Ayouche <i>et al.</i> (2017)	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	---	$\gamma$	---
Kammoun y Triki (2016)	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	---	---	---
De Cnudde <i>et al.</i> (2015)	---	---	---	---	---	$\gamma$	---	---
Abdou <i>et al.</i> (2014)	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	---	$\gamma$	---
Baklouti (2014)	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	---
Blanco <i>et al.</i> (2014)	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$
Blanco <i>et al.</i> (2013)	---	---	---	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	---
Cubiles <i>et al.</i> (2013)	---	---	---	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	---
Kim y Sohn (2010)	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	---	---	---	---	---
Bensic <i>et al.</i> (2005)	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	$\gamma$	---	$\gamma$	---
Lara (2010)	---	---	---	---	---	$\gamma$	---	---

Notas: “ $\gamma$ ”, utiliza el criterio; “---”, no utiliza el criterio

Fuente: elaboración propia

Realizada la presentación de las herramientas estadísticas de *credit scoring*, corresponde comentar que en el presente trabajo se utilizarán tanto técnicas paramétricas como no paramétricas para evaluar el riesgo de crédito de los microcréditos concedidos por una IMF uruguaya. En particular, en primer lugar, se realizará una aplicación con la regresión logística, técnica paramétrica no lineal, que ha resultado una de las más populares en la aplicación de modelos de *credit scoring* en microfinanzas, con el objetivo de explicar y predecir el incumplimiento en base a una serie de variables representativas del préstamo, del negocio, del emprendedor y de su historial de pagos. Ello se abordará en el capítulo 5. En segundo lugar, se utilizará un modelo de supervivencia, técnica no paramétrica muy utilizada en las ciencias médicas y en otros ámbitos de investigación (finanzas, sociología, entre otros), a efectos de explicar y predecir la probabilidad de incumplimiento dado un porcentaje de recuperación del crédito. Al respecto, si bien se registran aplicaciones de esta metodología en el campo del *credit scoring* para IMF, hasta donde sabemos, esta es la primera vez que dicha técnica es utilizada a efectos de predecir el porcentaje de recuperación de un microcrédito, lo que permite a su vez modelar el riesgo de impago en forma dinámica. Ello será presentado en el capítulo 6. Finalmente, se realizará una aplicación de modelos de *credit scoring* basados en redes neuronales, los cuales son las herramientas de *credit scoring* no paramétricas más utilizadas en la literatura reciente y que, en general, muestran la mejor capacidad predictiva en la identificación de la morosidad, habiéndose aplicado en IMFs de Asia, América Latina, África y Europa. Este análisis se incorporará en el capítulo 7.

---

## **CAPÍTULO 3:**

### **EL CREDIT SCORING EN INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS: REVISIÓN DE LA LITERATURA**

---

3.1.INTRODUCCIÓN

3.2.CREDIT SCORING EN IMF: RIESGO A PREDECIR Y  
METODOLOGÍA

3.3.DETERMINANTES DEL RIESGO DE CRÉDITO EN IMFS

3.4.IMFS Y MICROCRÉDITOS ORIENTADOS A LA EMPRESA:  
REVISIÓN DE LA LITERATURA



## CAPÍTULO 3. EL CREDIT SCORING EN INSTITUCIONES DE MICROFINANZAS: REVISIÓN DE LA LITERATURA

### 3.1. INTRODUCCIÓN

La literatura académica sobre la aplicación de técnicas de *credit scoring* en la concesión de préstamos por parte de las instituciones bancarias y de microfinanzas se organiza a partir del trabajo pionero de Altman (1968), quien diseñó un modelo *Z-score* para predecir la quiebra de empresas manufactureras en base a la utilización de ratios económicos y financieros. La herramienta empleada es un análisis discriminante múltiple y utiliza una muestra inicial de sesenta y seis empresas norteamericanas, correspondiendo la mitad a aquellas que solicitaron la quiebra en el período 1946-1965. Altman (1968) considera un total de veintidós ratios financieros representativos de la actividad, solvencia, apalancamiento, liquidez y rentabilidad de las empresas, determinando el grupo de cinco variables de mayor poder predictivo<sup>30</sup>. Utilizando la información de ratios correspondiente al año anterior a la solicitud de quiebra, el modelo predice correctamente en un 95% de los casos, mientras que si se emplea la información de los estados financieros de los dos años previos a la quiebra, el porcentaje correcto de clasificación general disminuye a 72%. En consecuencia, este modelo se entendió adecuado para predecir la quiebra en base a información disponible hasta dos años antes de la quiebra.

Los resultados obtenidos muestran asimismo que si el valor del *Z-score* obtenido es mayor a 2.99, la empresa es clasificada como “no quebrada”, mientras que si el *Z-score* es menor a 1.81, el modelo predice la quiebra de la empresa. De esta forma, una medida de *Z-score* alta se asocia con un mejor estado económico-financiero de la

---

<sup>30</sup> En particular, estas variables son: Capital de trabajo/Activos totales; Ganancias retenidas/Activos totales; Ganancias antes de intereses e impuestos/Activos totales; Valor de mercado del capital accionario/Valor de libros de deudas totales; Ventas/Activos totales.

empresa (“no quebrada”), mientras que un valor bajo del *Z-score* es compatible con una empresa en quiebra. En tanto, el rango de valores del *Z-score* mayores a 1.81 y menores a 2.99 es considerado como una “*zona de ignorancia*” (Altman, 1968, pp. 606), correspondiendo al mayor porcentaje de errores del modelo.

Siguiendo a Rayo *et al.* (2010), esta metodología de análisis discriminante se utilizó luego para predecir el impago de deudores en instituciones bancarias. Estos modelos de *credit scoring* están caracterizados por el uso intensivo de información cuantitativa, incorporada sistemáticamente a los sistemas de información de las instituciones bancarias y que presentan un alto porcentaje de predicción del nivel de incumplimiento o morosidad de los créditos otorgados.

En el ámbito de las microfinanzas, la evaluación de crédito es realizada habitualmente en base al enfoque del juicio experto, utilizando información obtenida mediante el contacto directo del oficial de crédito con el emprendedor y su negocio. Dado que la infraestructura de las IMFs es de menor porte o dimensión que el de las instituciones bancarias, a menudo la información incorporada en los registros de las IMFs es mayormente de tipo cualitativo y no incluye todas las variables que habitualmente se consideran en los modelos de *credit scoring* en el ámbito bancario. Al respecto, Schreiner (2000) establece que el *credit scoring* no sustituye los juicios de los oficiales de créditos basados en información cualitativa. Este autor concluye que el *credit scoring* tiene poder para predecir el riesgo de crédito, y en consecuencia para reducir costes, aún después de que el oficial de crédito emita su juicio de evaluación de crédito. En la misma línea, Schreiner (2005) afirma que el *credit scoring* puede ser adaptado a las IMFs, enumerando las fortalezas respecto al procedimiento habitualmente utilizado de evaluación y concesión de créditos a micro y pequeños emprendedores, que considera fundamentalmente información de tipo cualitativo. Reforzando la opinión de Schreiner (2000), Van Gool *et al.* (2012) sostienen que el *credit scoring* no es capaz de reemplazar completamente el proceso tradicional de evaluación de crédito para las microfinanzas. No obstante, estos autores también exponen que puede introducirse como

una herramienta de refinamiento de aquel, para combinar las mejores prácticas estadísticas y humanas.

Analizando la viabilidad del *credit scoring* en las IMFs en los países en desarrollo, Chakravarty y Jha (2012) sugieren que este enfoque de evaluación del riesgo de crédito puede no tener un impacto tan poderoso como en los países ricos y desarrollados. Ello es debido a la calidad de la información disponible sobre microcréditos, básicamente, en las IMFs de América Latina y África, que privilegia la información cualitativa sobre la cuantitativa, y que puede requerir un mayor número de variables que los modelos de *credit scoring* aplicados al consumo con tarjeta de crédito. En otras palabras, los autores indican que los modelos basados en información mayormente de tipo cualitativa -como los aplicados a los microcréditos- pueden no ser tan eficientes para predecir el impago como los modelos *credit scoring* que incluyen fundamentalmente variables explicativas de tipo cuantitativo –como aquellos que predicen el impago de deudores de tarjeta de crédito. Este razonamiento puede, a su vez, proyectarse a los países donde se aplican dichos modelos de *credit scoring*. Por tanto, en los países desarrollados, con población de altos ingresos, los modelos de *credit scoring* apuntan mayormente a predecir el impago en deudores de tarjeta de crédito, mientras que en los países subdesarrollados y en vías de desarrollo, apuntan a predecir el impago en los microcréditos, instrumento habitualmente utilizado para reducir la pobreza de la población. A pesar de esta característica, Chakravarty y Jha (2012) confirman que el *credit scoring* resulta de utilidad en la evaluación de los microcréditos en dichos países, con el potencial de complementar las metodologías de microfinanzas existentes.

A continuación, se analizan los trabajos académicos previos que se refieren al estudio de las técnicas de *credit scoring* en la actividad de microcréditos a micro, pequeños y medianos emprendimientos por parte de IMFs, puntualizando que, en todos los casos, se refieren a IMFs con fines de lucro, en contraposición a las IMFs de exclusiva mentalidad social, cuyo análisis se aborda en la investigación.

### 3.2.CREDIT SCORING EN IMFs: RIESGO A PREDECIR Y METODOLOGÍA

La Tabla 3.1 sintetiza la literatura previa centrándose en dos aspectos fundamentales en relación con la evaluación del riesgo de crédito en una IMF: las herramientas estadísticas aplicadas, esto es, las técnicas de *credit scoring* aplicadas, y la variable dependiente utilizada, esto es, la definición del riesgo de crédito a predecir. En particular, se muestra la evolución cronológica de la literatura sobre la aplicación de técnicas de *credit scoring* a la industria de microfinanzas, indicando el autor, el país donde se ubicó el programa de microcrédito, el riesgo a predecir y la metodología aplicada.

Atendiendo a la diversificación geográfica de las investigaciones revisadas, se constata que provienen principalmente de Latinoamérica (39.5%), con mercados de microfinanzas estables y maduros (especialmente, Bolivia y Perú), seguidos por África (27.9%) y las regiones de Asia y Europa (14% cada una). Este hecho coincide con Van Gool *et al.* (2012), quienes afirman que la mayoría de los estudios de calificación crediticia para microcréditos se han centrado en esas regiones geográficas.

Focalizándonos en el riesgo a predecir, Schreiner (2000) investiga los posibles usos de los modelos de *credit scoring* aplicados a las IMFs, estableciendo seis objetivos principales:

1) Predecir la probabilidad de que un préstamo vigente tenga un evento de atrasos de un cierto número de días (“*pre-disbursement scoring*”).

2) Pronosticar la probabilidad de que un préstamo que registre un atraso de un cierto número de días pueda llegar a registrar una determinada cantidad mayor de días de demoras en el pago (“*collections scoring*”).

3) Predecir la probabilidad de que se registren abandonos –también conocido como riesgo de salida–, esto es, la probabilidad de que un prestatario con un préstamo vigente no solicite un nuevo préstamo una vez que devuelva la deuda actual (“*drop-out scoring*”).



4) Pronosticar el plazo esperado del siguiente préstamo de un prestatario vigente.

5) Predecir el tamaño esperado del siguiente préstamo que pudiera ser solicitado por el cliente.

6) Con la información de los cinco modelos anteriores, estimar el valor esperado de la relación prestamista-cliente, en base a la información sobre la ganancia esperada de un préstamo con un tamaño y un plazo de vencimiento dados, y sobre los costes esperados de abandonos, impagos y controles de prestatarios con atrasos.

Asimismo, a menudo se utiliza el *credit scoring* para calcular la probabilidad de que el usuario de microcréditos sea pobre (“*poverty scoring*”), lo que permite medir el alcance de los programas de microcréditos (Bumacov *et al.*, 2014). Esta variante de utilización de las herramientas estadísticas de *credit scoring* se refiere al fin original de las microfinanzas, en relación a la utilización de los microcréditos como instrumento de reducción de la pobreza (Yunus, 2007).

En otra perspectiva, Dos Santos *et al.* (2015) estudian las instituciones que operan con microcrédito en Brasil, abordando el estudio del *credit scoring* basado en el análisis de comportamiento del deudor (“*behavioural scoring*”), lo que colabora con las IMF's en la evaluación dinámica del riesgo de crédito una vez culminado el proceso de evaluación inicial correspondiente. En particular, el abordaje teórico realizado por Dos Santos *et al.* (2015) sugiere la aplicación de variables específicas vinculadas al comportamiento del deudor, tales como hábitos de consumo y de ocio, viajes, tipos de productos o servicios financieros utilizados y análisis de las deudas contraídas por el deudor, entre otras. Entre las desventajas del *behavioural scoring* podemos indicar que, en general, se necesitan varios años de historia para construir el *scorecard* y, en consecuencia, la población sobre la que se aplica el modelo puede ser muy diferente de aquélla sobre la que el mismo se construyó, así como el entorno económico, que puede haber cambiado. Al respecto, se asume generalmente que la relación entre las características de desempeño y el posterior estado de morosidad de un cliente se mantiene constante

respecto al momento cuando se recolectó la información en base a la que se construyó el *scorecard*, no importando los cambios económicos que se hubieran producido en ese período.

En relación al “*pre-disbursement scoring*” mencionado anteriormente, la utilización más difundida de estas técnicas pretende clasificar entre buenos y malos clientes de acuerdo a una definición de riesgo que sea costoso para la IMF, y sobre el cual esta tenga un cierto control, es decir, un “atraso costoso” (Chakravarty y Jha, 2012; Schreiner, 2000). El número de días de atraso que configura un “atraso costoso” es el que requiere de una gestión de cobranza extraordinaria para motivar el pago por parte de la IMF y, en general, es determinado por esta. En este sentido, existen investigaciones donde el riesgo a predecir consiste en que el cliente se atrase por un período de 15 o más días (Schreiner, 2004b), que registre atrasos de por lo menos 30 días (Dellien y Schreiner, 2005), que se encuentre en incumplimiento de pagos (Reinke, 1998), o que registre algún tipo de atraso (Viganò, 1993). Por su parte, Vogelgesang (2003) analiza la probabilidad de que un préstamo registre atrasos (un día en promedio por lo menos) o que se encuentre en *default* (un promedio de 10 días de atrasos). Alternativamente, Schreiner (2003) utiliza un modelo logit para determinar la probabilidad de que un cliente no solicite un segundo préstamo luego de amortizar el primero (“*drop-out scoring*”). En general, se puede comprobar que en la literatura previa la variable dependiente más utilizada es el atraso en el pago del microcrédito de al menos 30 días, seguida por el hecho de configurar atrasos de 15 días o más.

Desde un punto de vista metodológico, la técnica de *credit scoring* más comúnmente utilizada es la regresión logística, que está presente en veinticuatro de los cuarenta y tres estudios reportados en la Tabla 3.1, representando un 56% del total. Por otro lado, también se constata una evolución en la utilización de estas herramientas, desde la aplicación individual de técnicas de análisis paramétrico en los primeros trabajos (análisis discriminante, modelos logit, probit y tobit) a no paramétricas en aquellos más recientes (redes neuronales, árboles de decisión CART y modelos SVM, entre otros), junto con los

trabajos que comparan la eficiencia de varias herramientas estadísticas.

En particular, las técnicas estadísticas aplicadas en los primeros trabajos académicos estuvieron limitadas al análisis discriminante (Viganò, 1993), esquemas tobit (Zeller, 1998; Sharma y Zeller, 1997), análisis probit (Vogelgesang, 2003; Reinke, 1998) y regresiones logísticas (Schreiner, 2004b, 2003, 1999a, 1999b; Dellien y Schreiner, 2005; Dellien, 2003). A partir de Bensic *et al.* (2005), los trabajos de *credit scoring* en microfinanzas también incluyen técnicas no paramétricas, como redes neuronales y árboles de decisión CART. Kim y Sohn (2010) introducen la aplicación de SVM, también empleados posteriormente por Cubiles *et al.* (2013), Blanco *et al.* (2014) y De Cnudde *et al.* (2015). Más recientemente, varios trabajos aplicaron el enfoque de redes neuronales para evaluar el riesgo de crédito de IMFs, entre otros, Kammoun y Triki (2016) y Ayouche *et al.* (2017). Asimismo, es relevante señalar la utilización de modelos de supervivencia (paramétricos y no paramétricos) para modelar el tiempo hasta el impago, técnicas que han sido utilizadas por Hassan *et al.* (2018), Dirick *et al.* (2017), Bourlès y Cozarenco (2017), Bos *et al.* (2015), Babajide (2011), Bekele y Worku (2008) y Pagura (2004), que proveen una dimensión adicional a la probabilidad de que se produzca un incumplimiento.

Un número significativo de trabajos también han considerado la aplicación conjunta de varias metodologías, a efectos de determinar aquella con el mayor grado de precisión en la predicción del incumplimiento (Hassan *et al.*, 2018; Bourlès y Cozarenco, 2017; Ayouche *et al.*, 2017; Kammoun y Triki, 2016; Blanco *et al.*, 2014; Baklouti, 2014; Blanco *et al.*, 2013; Cubiles *et al.*, 2013 y Bensic *et al.*, 2005), resultando mayoritariamente que los modelos no paramétricos presentan un mayor poder predictivo. El mayor porcentaje de aciertos en la clasificación, así como la menor tasa de costes por errores en la clasificación, determinan la preferencia por modelos de *credit scoring* no paramétricos en Blanco *et al.* (2013), Cubiles *et al.* (2013) y Blanco *et al.* (2014), mientras que Ayouche *et al.* (2017) encuentran que los modelos de redes neuronales son los predictores más eficientes en base a estos criterios.

En conclusión, Hand y Henley (1997) y Abdou y Pointon (2011) estiman que no es posible determinar la mejor metodología a aplicar en un modelo de *credit scoring*, lo cual depende de una serie de factores, como, por ejemplo, las características de la base de datos, variable dependiente a predecir, etc. En este punto, si bien los modelos más avanzados (como, por ejemplo, las redes neuronales) tienen, en general, una mejor capacidad predictiva que las técnicas tradicionales (regresión logística o análisis discriminante), en algunos casos las diferencias son tan pequeñas que resulta difícil la elección de un modelo en particular.

**Tabla 3.1.** Resumen de la literatura sobre *credit scoring* en microfinanzas: riesgo a predecir y metodología

Año	Autores	País	Variable dependiente	Metodología
1993	Viganò	Burkina Faso	Préstamo con atrasos	ADM
1997	Sharma y Zeller	Bangladesh	Proporción del monto total del préstamo con atrasos al vencimiento	Tobit
1998	Zeller	Madagascar	Tasa de repago del préstamo al vencimiento	Tobit
	Reinke	Sudáfrica	Prestatario con atrasos	Probit
1999	Schreiner	Bolivia	Riesgo de salida de prestatarios	Logit
	Schreiner	Bolivia	Préstamo con atraso de 15 días o más	Logit
2003	Schreiner	Bolivia	Riesgo de salida de prestatarios	Logit
	Vogelgesang	Bolivia	Préstamo atrasado: un préstamo con un día de atraso en promedio Préstamo en default: un préstamo atrasado por lo menos 10 días en promedio	Probit
	Dellien	Colombia/ República Dominicana	Préstamo con atrasos de 30 días en al menos una cuota o con un promedio de 4 días de atraso por cuota	Logit
2004	Schreiner	Bolivia	Préstamo con atraso de 15 días o más	Logit
	Pagura	Malí	Duración de la relación de préstamo: número de ciclos de préstamo	Modelos de supervivencia no paramétricos

Año	Autores	País	Variable dependiente	Metodología
2005	Dellien y Schreiner	Colombia	Préstamo con al menos 30 días de atrasos o con 7 días de atraso promedio por cuota	Logit
	Bensic, Sarlija y Zekic-Susac	Croacia	Préstamo con al menos un atraso por 46 días o más	Logit Redes neuronales Árboles de decisión CART
2006	Diallo	Mali	Préstamo que registró al menos una vez un retraso en el pago de 30 días o más	Logit ADM
2007	Beledo, Gaggero y Lazarini	Uruguay	Préstamo con al menos 30 días de atrasos	Logit
	Dinh y Kleimeier	Vietnam	Microcréditos con más de 90 días de atrasos o con atrasos en tres pagos consecutivos	Logit
	Luoto, McIntosh y Wydick	Guatemala	Porcentaje de préstamos que registraron atrasos; porcentaje de préstamos que registraron algún tipo de atraso en un mes; número promedio de pagos atrasados por cada préstamo en un mes; número promedio de meses con atrasos para préstamos morosos emitidos en un mes	Regresión lineal de panel con efectos fijos
2008	Bekele y Worku	Etiopía	Duración de la relación de préstamo entre el comienzo del negocio y el final del estudio/ Duración de la relación de préstamo entre el comienzo y el cierre del negocio	Modelos de supervivencia no paramétricos
2009	Deininger y Liu	India	Porcentaje del monto adeudado de préstamos al vencimiento en relación con el total	Tobit
2010	Lara	Perú	Retraso en el pago de al menos 30 días en una cuota del microcrédito Retraso en el pago de al menos 15 días en una cuota del microcrédito	Logit

Año	Autores	País	Variable dependiente	Metodología
	Kim y Sohn	Corea del Sur	Impago de garantía de PYMEs financiada con fondos gubernamentales	SVM Logit Redes Neuronales
	Rayo, Lara y Camino	Perú	Retraso en el pago de al menos 30 días en una cuota del microcrédito	Logit
2011	Lara, Bolívar y Cantón	Perú	Retraso en el pago de al menos 30 días en una cuota del microcrédito	Logit
	Babajide	Nigeria	Tiempo hasta la quiebra de micro y pequeñas empresas	Modelos de supervivencia no paramétricos
	Mittal, Gupta y Jain	India	Clasificación entre riesgo “bueno”, riesgo “malo” y riesgo de ejecución	Redes neuronales
2012	Van Gool, Verbeke, Sercu y Baesens	Bosnia y Herzegovina	Microcréditos con atrasos promedio por cuota de 2 o más días	Logit
	Kinda y Achonu	Senegal	Préstamo con 15 días de atrasos	Logit
2013	Blanco, Pino, Lara y Rayo	Perú	Retraso en el pago de al menos 15 días en una cuota del microcrédito	Redes neuronales ADM Logit
	Cubiles, Blanco, Pino y Lara	Perú	Retraso en el pago de al menos 15 días en una cuota del microcrédito	ADM Logit Redes neuronales SVM Árboles de clasificación Modelos de ensamble
2014	Lara, Molina y Holgado	Perú	Retraso en el pago de al menos 30 días en una cuota del microcrédito Retraso en el pago de al menos 15 días en una cuota del microcrédito	Logit
	Blanco, Pino y Lara	Perú	Retraso en el pago de al menos 15 días en una cuota del microcrédito	Logit SVM

Año	Autores	País	Variable dependiente	Metodología
	Bumacov, Ashta y Singh	Mix Market	Número de préstamos concedidos por la IMF Número de microempresarios clientes de la IMF Número de préstamos/Número de oficiales de crédito Número de microempresarios clientes/Número de oficiales de crédito	Regresión lineal
	Baklouti	Túnez	Préstamo que no ha sido repagado al vencimiento	Árboles de clasificación y regresión ADM Logit
	Abdou, Alam y Mulkeen	Reino Unido	Rechazo de solicitud de crédito	ADM Logit Redes neuronales
2015	De Cnudde, Moeyersoms, Stankova, Tobback, Javal y Martens	Filipinas	Tasa de repago del préstamo	Modelos de ensamble SVM Proyección de gráficos bipartitos
	Bos, De Haas y Millone	Bosnia y Herzegovina	Rechazo de la solicitud de crédito Tiempo hasta el impago	Logit Regresión lineal Modelos de supervivencia no paramétricos
2016	Serrano, Gutiérrez y Reyes	Colombia	Solicitud de préstamo denegada	Valor Presente Neto Social
	Kammoun y Triki	Túnez	Préstamo con un retraso en el pago de 30 días o más	Logit Redes neuronales
	Pantoja	Perú	Préstamo con un retraso en el pago de 30 días o más	Logit
2017	Römer y Mußhoff	Madagascar	Préstamo con atrasos de al menos 15 días	Logit
	Ayouche, Aboulaich y Ellaia	Marruecos	Solicitud de préstamo denegada	Redes neuronales ADM Regresión lineal

Año	Autores	País	Variable dependiente	Metodología
	Dirick, Claeskens y Baesens	Bélgica y Reino Unido	Tiempo hasta el impago del crédito	Modelos de supervivencia paramétricos/no paramétricos
	Bourlès y Cozarenco	Francia	Suceso empresarial: menos de tres pagos fuera de fecha en historial de crédito / Cierre de empresa en la fecha de cierre del análisis	Probit Modelos de supervivencia paramétricos/no paramétricos
2018	Hassan, Brodmann, Rayfield y Huda	Estados Unidos	Tiempo hasta el impago del crédito	Modelos de supervivencia paramétricos/no paramétricos
	Mota, Carrizo y Brandão	Portugal	Pago anticipado/Pago en fecha/Moroso/Pago con fondos de garantía	Logit Logit ordenado
	Zhang, Chi y Zhang	China	Microcrédito impago	Árboles de clasificación y regresión
	Óskarsdóttir, Bravo, Sarraute, Baesens y Vanthienen	Estados Unidos	Microcrédito impago	Árboles de clasificación y regresión Redes neuronales Logit

Notas: ADM se refiere al análisis discriminante múltiple.

Fuente: elaboración propia

### 3.3.DETERMINANTES DEL RIESGO DE CRÉDITO EN IMFs

La Tabla 3.2. ilustra los determinantes propuestos en la literatura previa focalizada en el uso del *credit scoring* por parte de IMFs no gubernamentales<sup>31</sup>, donde se indican las variables incluidas en el modelo, así como aquellas que resultaron significativas, el número de IMFs analizadas y el tipo de variables independientes a incluir en los modelos, señalando asimismo si se trata de microcréditos concedidos a individuos o a grupos.

<sup>31</sup> A modo de excepción, en Kim y Sohn (2010) se analiza el impago de garantías concedidas por el gobierno a PYMEs.



Las variables referidas a las características del solicitante del préstamo, el microcrédito otorgado y la línea de negocio del empresario son, en gran medida, las más utilizadas en los estudios de *credit scoring* aplicados a microfinanzas. Asimismo, el número de variables disponibles en cada estudio fue de 27 en promedio, y la cantidad de variables que finalmente se incluyó en los modelos fue de aproximadamente 15. Finalmente, podemos observar que las estrategias de *credit scoring* se aplicaron principalmente en individuos y que, generalmente, se estudió una única IMF en cada trabajo.

Los primeros trabajos se referían fundamentalmente a los préstamos a grupos (Sharma y Zeller, 1997; Zeller, 1998), característica principalmente vinculada a las zonas rurales y semi rurales donde los microcréditos revistieron inicialmente una mayor representación (Armendáriz y Morduch, 2011). Posteriormente, la literatura se concentra casi exclusivamente en estudios de la morosidad en aquellos microcréditos concedidos para emprendimientos a nivel individual.

Centrándonos en el tipo de determinante del riesgo de insolvencia en microcréditos, Viganò (1993) advierte la importancia de considerar información cualitativa, y no solo cuantitativa, en los modelos de *credit scoring* aplicados por parte de IMFs. Esta información se incluye en la forma de “variables sintomáticas”, que representan indicios de la capacidad y comportamiento de pago del prestatario, incluyéndose en el modelo como variables *dummy*. A modo de ejemplo, Viganò (1993) incluye variables referidas al sector de actividad del prestatario, sus habilidades profesionales, el número de empleados en su negocio, el grado de aplicación de tecnología, o productividad, entre otras. Posteriormente, Schreiner (2003, 2002) establece también que las IMFs deben incluir en su base de datos características personales de los deudores que puedan ser predictivas de su comportamiento de pago.

El análisis de los modelos de *credit scoring* permite advertir la significativa utilización de variables socioeconómicas del prestatario, así como variables representativas de la operación de préstamo y de las características del emprendimiento financiado. En algunos casos se

utilizan también variables macroeconómicas, en atención a que los prestatarios resultan afectados por los ciclos económicos locales imperantes durante la vigencia de sus préstamos. Por tanto, la gran mayoría de los trabajos analizados consideran información estructurada en los modelos de *credit scoring*. Sin embargo, en los últimos tiempos se advierte la consideración de información no estructurada, proveniente por ejemplo de redes sociales, que es incorporada a los modelos para aumentar la precisión en las predicciones de impago (European Commission, 2015). Al respecto, De Cnudde *et al.* (2015) complementan la información sociodemográfica y del microcrédito con información sobre intereses del cliente, utilizando la red social Facebook, para una base de datos de microcréditos de Filipinas. En otro ejemplo de información no estructurada, Baklouti (2014) propone incorporar al conjunto de información sociodemográfica del prestatario, del negocio y del préstamo, una serie de variables representativas de características psicológicas del prestatario relacionadas con su carácter emprendedor, que resultan predictores de relevancia de su probabilidad de pago. En este sentido, Schreiner (2003, 2002) recomienda a las IMFs utilizar rasgos del carácter personal del cliente que sean representativos del comportamiento de pago.

**Tabla 3.2.** Resumen de la literatura sobre *credit scoring* en microfinanzas: número y tipo de variables

Autores	Variable dependiente	No. de variables <i>input</i>		Tipo	IMFs	Características relacionadas con:							
		Variables disponibles	Variables incluidas			No.	A)	B)	C)	D)	E)	F)	G)
Viganò (1993)	Préstamo con atrasos	---	53	Individual	1	X			X	X			
Sharma y Zeller (1997)	Proporción del monto total del préstamo con atrasos al vencimiento	---	21	Grupo	3	X	X			X		X	
Zeller (1998)	Tasa de repago del préstamo al vencimiento	---	21	Grupo	6	X				X	X	X	
Reinke (1998)	Prestatario al día	---	8	Individual	1	X			X	X			
Schreiner (1999a, 2003)	Riesgo de salida para prestatarios	---	10	Individual	1	X	X	X	X	X			
Schreiner (1999b, 2004b)	Préstamo con atrasos de 15 días o más	---	9	Individual	1	X	X	X	X	X			
Vogelgesang (2003)	Aprobación de la primera solicitud de préstamo / Que cliente tome un segundo préstamo dado que la primera solicitud fue aprobada / Préstamo con atrasos: Promedio de atrasos de por lo menos un día / Préstamo en default: Promedio de al menos 10 días de atrasos	---	52	Individual	1	X			X	X		X	
Dellien (2003)	Préstamo con atrasos de 30 días en al menos una cuota o con un promedio de 4 días de atraso por cuota	58	13	Individual	6	X	X		X				
Pagura (2004)	Duración de la relación de préstamo: número de ciclos de préstamo	32	8	Individual	1	X	X	X	X	X	X	X	X

Autores	Variable dependiente	No. de variables input		Tipo	IMFs	Características relacionadas con:						
		Variables disponibles	Variables incluidas			A)	B)	C)	D)	E)	F)	G)
Dellien Schreiner (2005)	y Préstamo con por lo menos un atraso de 30 días o más / Préstamo con un promedio de 7 días de atrasos por cuota	58	21	Individual	1	X		X	X	X		
Bensic et al. (2005)	Atraso en el pago de por lo menos 46 días	31	20	Individual	1	X			X	X		
Diallo (2006)	Atraso en el pago de por lo menos 30 días	27	5	Individual	1	X		X		X		
Beledo et al. (2007)	Atraso en el pago de por lo menos 30 días	24	17	Individual	1	X		X	X	X		
Dinh Kleimeier (2007)	Microcréditos con más de 90 días de atrasos o con atrasos en tres pagos consecutivos	22	10	Individual	1	X			X	X		
Luoto et al. (2007)	Porcentaje de préstamos que registraron atrasos; porcentaje de préstamos que registraron algún tipo de atraso en un mes; número promedio de pagos atrasados por cada préstamo en un mes; número promedio de meses con atrasos para préstamos morosos emitidos en un mes	2	2	Individual	1							X
Bekele y Worku (2008)	Duración de la relación de préstamo entre el comienzo del negocio y el final del estudio/ Duración de la relación de préstamo entre el comienzo y el cierre del negocio	6	6	Individual	Muestra aleatoria de pequeñas empresas	X			X			X

Autores	Variable dependiente	No. de variables input		Tipo	IMFs	Características relacionadas con:						
		Variables disponibles	Variables incluidas			A)	B)	C)	D)	E)	F)	G)
Deininger y Liu (2009)	Porcentaje del monto adeudado de préstamos al vencimiento en relación con el total	24	14	Grupo	1	X				X	X	
Lara (2010)	Atraso en el pago de por lo menos 30 días en la cuota del microcrédito	40	9	Individual	1	X	X		X	X		X
	Atraso en el pago de por lo menos 15 días en la cuota del microcrédito	40	12		1							
Kim y Sohn (2010)*	Impago de garantía de PYMES financiada con fondos gubernamentales	43	14	Individual	1	X		X				X
Rayo et al. (2010)	Atraso en el pago de por lo menos 30 días	40	9	Individual	1	X	X		X	X		X
Lara et al. (2011)	Atraso en el pago de por lo menos 30 días	40	9	Individual	1	X	X		X	X		X
Babajide (2011)	Tiempo hasta la quiebra de micro y pequeñas empresas	8	8	Individual	1	X			X			X
Mittal et al. (2011)	Clasificación entre riesgo “bueno”, riesgo “malo” y riesgo de ejecución	24	24	Individual	1	X				X		X
Van Gool et al. (2012)	Atraso promedio por cuota de 2 días o más	16	14-16	Individual	1	X	X	X	X	X		
Kinda y Achonu (2012)	Repago tardío	---	9	Individual	1	X		X		X		
Blanco et al. (2013)	Atraso en el pago de por lo menos 15 días	39	18	Individual	1	X	X		X	X		X
Cubiles et al. (2013)	Atraso en el pago de por lo menos 15 días	39	13	Individual	1	X			X	X		X

Autores	Variable dependiente	No. de variables input		Tipo	IMFs	Características relacionadas con:						
		Variables disponibles	Variables incluidas			A)	B)	C)	D)	E)	F)	G)
Lara et al. (2014)	Atraso en el pago de por lo menos 30 días en la cuota del microcrédito	40	9	Individual	1	X	X		X	X		X
	Atraso en el pago de por lo menos 15 días en la cuota del microcrédito	40	12		1							
Blanco et al. (2014)	Microemprendedores en dificultades financieras	39	8	Individual	1	X			X	X		X
Bumacov et al. (2014)	Número de préstamos concedidos por la IMF Número de microempresarios clientes de la IMF Número de préstamos/Número de oficiales de crédito Número de microempresarios clientes/Número de oficiales de crédito	12	8	Individual	Mix Market	X	X					
Baklouti (2014)	Ciente que no ha repagado sus préstamos en fecha	15	---	Individual	1	X				X		
Abdou et al. (2014)	Rechazo de solicitud de crédito	15	15	Individual	1	X			X	X		
De Cnudde et al. (2015)	Impago de microcréditos	32	32	Individual	Base de datos Lenddo	X						
Bos et al. (2015)	Rechazo de la solicitud de crédito	20	---	Individual	1	X				X		X
Serrano et al. (2016)	Tiempo hasta el impago del crédito Aplicación de préstamo denegada	26	26	Individual	1	X	X		X	X		X

Autores	Variable dependiente	No. de variables input		Tipo	IMFs	Características relacionadas con:						
		Variables disponibles	Variables incluidas			A)	B)	C)	D)	E)	F)	G)
Kammoun y Triki (2016)	Ciente con un pago atrasado de un mes o más	12	7	Individual	1	X			X	X		
Pantoja (2016)	Préstamo con un retraso en el pago de 30 días o más	117	13	Individual	1		X			X		
Römer y Mußhoff (2017)	Atraso en el pago de por lo menos 15 días	19	---	Individual	1	X	X		X	X		X
Ayouché et al. (2017)	Solicitantes rechazados	16	---	Individual	1	X			X			
Dirick et al. (2017)	Tiempo hasta el impago del crédito	6-31	---	Individual	---					X		
Bourlés y Cozarenco (2017)	Suceso empresarial: menos de tres pagos fuera de fecha en historial de crédito / Cierre de empresa en la fecha de análisis	18	4	Individual	1	X			X			X
Hassan et al. (2018)	Tiempo hasta el impago del crédito	21	11	Individual	1	X				X		X
Mota et al. (2018)	Pago anticipado/Pago en fecha/Moroso/Pago con fondos de garantía	9	5	Individual	1	X			X	X		
Zhang et al. (2018)	Microcrédito impago	44	6	Individual	1	X						X
Óskarsdóttir et al. (2018)	Microcrédito impago	---	---	Individual	1	X						

Notas: Características relacionadas con: A) Prestatario; B) IMFs; C) Oficial de crédito; D) Negocio; E) Préstamo; F) Programa de Microcréditos; G) Entorno macroeconómico  
 "---" significa información no disponible; \*Corresponde a una IMF de tipo gubernamental.

Fuente: elaboración propia

Habiendo realizado una caracterización general de las tipologías de *credit scoring*, así como presentado las principales características de los modelos aplicados a las microfinanzas, en el próximo epígrafe se analizan en detalle los trabajos empíricos en los que se aplican modelos de *credit scoring* en la actividad de microcréditos, que constituyen el marco teórico de la presente investigación.

### **3.4. IMFs Y MICROCRÉDITOS ORIENTADOS A LA EMPRESA: REVISIÓN DE LA LITERATURA**

Este epígrafe se focaliza en ofrecer una descripción más detallada de los estudios sobre aplicación de modelos de *credit scoring* en la concesión de microcréditos por parte de IMFs a MIPyMEs desde una perspectiva internacional, constituyendo antecedentes significativos para esta investigación. Al respecto, cabe indicar que, a excepción de Abdou *et al.* (2014), todos los trabajos reseñados se refieren a IMFs con fines de lucro, a diferencia de la IMF que se analiza en el presente trabajo, que corresponde a una exclusiva mentalidad social y sin fines de lucro.

La presentación de los citados trabajos se realizará clasificando a los mismos en relación a si utilizan una sola herramienta estadística de *credit scoring* o bien diversas herramientas para analizar el riesgo de crédito, a efectos de determinar la de mejores características predictivas del incumplimiento. A su vez, dentro de cada clasificación los artículos se ordenarán en forma cronológica, con el objeto de mostrar la evolución académica en el tiempo.

#### **3.4.1. Aplicación de una sola herramienta de *credit scoring***

Viganò (1993) es considerado el primer trabajo en el que se aplican metodologías de *credit scoring* a la industria de microfinanzas. Su modelo se aplicó a la cartera de préstamos del *Caisse Nationale de Credit Agricole* (CNCA), banco de desarrollo de Burkina Faso creado en 1979 para promover el desarrollo financiero de la zona rural del país. El trabajo se aplicó a una muestra de 100 préstamos, con 53



variables explicativas, obtenidas a partir de cuestionarios y entrevistas directas con oficiales de préstamos. En particular, se aplicó un análisis discriminante múltiple para clasificar los préstamos entre buenos y malos (préstamos que registraran algún tipo de atrasos) e identificar los determinantes del riesgo de crédito. La Tabla 3.3 detalla las variables utilizadas en el trabajo. Dada la gran cantidad de variables utilizadas por Viganò (1993), su investigación consideró la aplicación de un análisis factorial a través del cual obtuvo 11 factores con los que se aplicó el análisis discriminante múltiple. Respecto al objetivo de clasificación de los créditos, se obtiene un porcentaje global de aciertos del 77%.

El trabajo de Viganò (1993) advierte la importancia de considerar información cualitativa en los modelos de *credit scoring* aplicados a microcréditos. Esta información se incluye en la forma de “variables sintomáticas”, ya que representan síntomas del desempeño financiero del prestatario, incluyéndose en el modelo como variables *dummy*. No obstante, su modelo también fue criticado debido al escaso tamaño de la muestra, así como por las desventajas usualmente atribuidas a los modelos discriminantes. Al respecto, en dichos modelos se realiza la hipótesis de que las variables independientes tienen una distribución conjunta normal y que difieren únicamente en la media de los casos buenos o los casos malos. En segundo lugar, los coeficientes estimados no tienen una interpretación directa. Finalmente, los modelos discriminantes no estiman los riesgos como probabilidades.

**Tabla 3.3.** Determinantes del riesgo de crédito en Viganò (1993)

<b>Variables</b>	<b>Definición</b>
Hombre	Sí/No
Edad	Cuantitativa
Casado	Sí/No
Retirado	Sí/No
Actividad comercial	Sí/No
Proximidad a la IMF	Sí/No
Fuente de ganancias	Salario/Producción
Ganancias monetarias	Sí/No
Actividad agrícola	Sí/No
Cria	Sí/No
Grado de aplicación de tecnología	0/1/2/3
Flexibilidad estructural	Sí/No
Dependencia del clima	Sí/No
Préstamos de otros bancos/Monto del proyecto	Cuantitativa
Financiamiento propio	Cuantitativa
Pertenencia a una organización industrial	Sí/No
Proyectos públicos o extranjeros	Sí/No
Iniciativa de sponsor extranjero	Sí/No
Lugar de primera reunión: CNCA	Sí/No
Intervención del sponsor en la primera reunión	Sí/No
Iniciativa de aplicación del cliente	Sí/No
Lugar de negociación en CNCA	Sí/No
Lugar de desembolso en CNCA	Sí/No
Lugar de repago en CNCA	Sí/No
Saldo adeudado/Monto inicial del préstamo	Cuantitativa
Caja de ahorros	Sí/No
Buena calidad de información disponible	Sí/No
Fuente de información del proyecto	Sí/No
Nueva empresa	Sí/No
Acceso a los mercados	Sí/No
Tomador de precios	Sí/No
Teléfono	Sí/No
Préstamos repagados	Cuantitativa
Préstamos a vencer	Cuantitativa
Deuda total	Cuantitativa
Destino del préstamo: Agricultura	Sí/No
Destino del préstamo: Cría	Sí/No
Destino del préstamo: Comercio	Sí/No
Destino del préstamo: la empresa en su conjunto	Sí/No
Relación con préstamos de otros bancos	Sí/No
Responsabilidad del proyecto por desembolso	Sí/No
Monto del préstamo	Cuantitativa
Retraso del desembolso	Días

Variables	Definición
Desembolso del préstamo en efectivo	Sí/No
Repago monetario	Sí/No
Repago automático sobre ventas	Sí/No
Repago automático sobre salarios/pensiones	Sí/No
Duración del préstamo	Meses
Periodicidad de los pagos	Meses
Monto préstamo concedido/Monto préstamo solicitado	Cuantitativa
Ganancias/Monto del préstamo	Cuantitativa
Criterios de determinación del monto en base a ganancias	Sí/No
Tasa de interés anual	Cuantitativa
Tasa de interés compuesto	Cuantitativa
Hipoteca	Sí/No
Compromiso	Sí/No
Garantía de ventas	Sí/No
Garantía personal	Sí/No
Número de impagos anteriores	Cuantitativa
Activos totales	Cuantitativa
Extensión de tierras	1/2/3/4
Deuda total/Activos totales	Cuantitativa
Ganancias anuales/Deuda a vencer	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Viganò (1993)

En relación con la experiencia de otorgamiento de microcréditos por organizaciones no gubernamentales (ONGs) a emprendimientos situados en zonas rurales, en Sharma y Zeller (1997) se analizó la tasa de incumplimiento de 868 préstamos, correspondientes a 128 grupos de deudores, clientes de tres IMFs de Bangladesh: *Rangpur Dinajpur Rural Service (RDRS)*, *Association for Social Advancement (ASA)* y *Blangadesh Rural Advancement Committee (BRAC)*. La metodología utilizada consistió en un modelo tobit basado en una estimación de máxima verosimilitud. La variable dependiente se definió como la proporción del total del préstamo que se encontraba en mora a la fecha en que se debería haber completado el pago total. Las variables explicativas incluían características del grupo, características de la comunidad, así como variables asociadas con la institución prestamista. (Tabla 3.4). Los principales resultados obtenidos por Sharma y Zeller (1997) se refieren a las altas tasas de cumplimiento registradas por las IMFs incluidas en el trabajo respecto a las registradas en los bancos comerciales, especialmente en comunidades alejadas de los centros de servicios y en aquellas con altos niveles de

pobreza. Otro hallazgo importante indica el incremento de las tasas de incumplimiento de los grupos a mayor volumen del crédito concedido. A su vez, se concluye que la heterogeneidad entre los tipos de activos y sectores de actividad entre los miembros del grupo afecta positivamente la tasa de cumplimiento de los créditos, sugiriendo así estos autores que el grupo se debería caracterizar por una mezcla de actividades generadoras de ingresos.

**Tabla 3.4.** Determinantes del riesgo de crédito en Sharma y Zeller (1997)

Variables	Definición
Número de personas en el grupo	Cuantitativa
Importe del préstamo	Cuantitativa
Importe del préstamo al cuadrado	Cuantitativa
Nivel promedio de tierra en propiedad del grupo	Cuantitativa
Varianza de la tierra en propiedad por miembros de un grupo	Cuantitativa
Diferencia entre el monto del préstamo solicitado y el monto realmente concedido	Cuantitativa
Diferencia entre el monto del préstamo solicitado y el monto realmente concedido al cuadrado	Cuantitativa
Proporción de miembros del grupo que tienen vínculo familiar con otros	Cuantitativa
Número de diferentes tipos de imprevistos (Emergencias familiares, pérdidas de cosechas, etc.) en los últimos 18 meses, reportados por miembros del grupo	Cuantitativa
Proporción de miembros de un grupo cuya ocupación principal es la producción agrícola	Cuantitativa
Proporción de niños en el tamaño total del hogar (tasa de dependencia)	Cuantitativa
Proporción de mujeres en el total de miembros del grupo	Cuantitativa
Indicación si el grupo se inició a instancias de una ONG o si se formó de hecho	Sí/No
Número de años desde la solicitud del préstamo	Cuantitativa
Distancia media de la comunidad a centros de servicios (oficina de correos, puesto de salud, etc.)	Cuantitativa
Número de grupos informales de salud mutua y de seguros	Cuantitativa
Presencia de programas de alimentación en la comunidad	Sí/No
Proporción del área cultivada en la comunidad con acceso al riego	Cuantitativa
Número de personas participantes en instituciones basadas en grupos por cada 1.000 habitantes de la comunidad	Cuantitativa
Indicación si IMF=BRAC	Sí/No
Indicación si IMF=RDRS	Sí/No

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Sharma y Zeller (1997)

Investigando también el impago en grupos de prestatarios, Zeller (1998) diseñó otro modelo de *credit scoring* utilizando la metodología tobit y aplicándola a una muestra de 168 prestatarios de microcréditos en una IMF de Madagascar. Su fuente de datos fue una encuesta implementada en 1992 a tres unidades de observación: hogares, grupos de crédito y comunidades. El cuestionario incluyó preguntas sobre las características de la comunidad o región donde se desarrollaba la actividad productiva, las características del programa o línea de microcréditos en grupo y las características del grupo al cual se le concedía el crédito. Fue realizada en cuatro regiones agrícola-ecológicas de Madagascar, considerando una muestra estratificada de 458 poblados. El modelo econométrico pretendió determinar la tasa de amortización de los préstamos, a partir de un conjunto de variables que reflejaran las características específicas de la comunidad, así como del programa y del grupo de préstamos. Todas las variables incluidas en el modelo se detallan en la Tabla 3.5.

Los resultados obtenidos por Zeller (1998) muestran que aquellos grupos de prestatarios cuyos miembros comparten más características en común -lo que el autor define como cohesión social- muestran tasas más altas de cumplimiento de los préstamos. Asimismo, en línea con Sharma y Zeller (1998), se demostró que los grupos que muestran mayor diversidad en referencia a los sectores de actividad de sus emprendimientos y los tipos de activos que detentan, realizan una mejor diversificación de riesgos, lo que también ejerce un efecto positivo sobre la tasa de devolución de los préstamos.

**Tabla 3.5.** Determinantes del riesgo de crédito en Zeller (1998)

Variables	Definición
<i>Características de la comunidad</i>	
Región 1	Si/No
Región 3	Si/No
Costos promedio de transporte	Cuantitativa
Grado de comercialización en efectivo de las cosechas de la región	Cuantitativa
Número de comercios minoristas de insumos agrícolas	Cuantitativa
Número de riesgos severos	Cuantitativa
<i>Características del programa</i>	
Indicación si el programa de préstamos provee servicios de ahorro	Si/No
Sólo provee préstamos en efectivo	Si/No
<i>Características del grupo</i>	
Indicación de si el grupo fue iniciado por el integrante	Si/No
Número de miembros del grupo	Cuantitativa
Área promedio de territorio poseído	Cuantitativa
Promedio de área de tierras bajas destinadas a la siembra	Cuantitativa
Coeficiente de variación de tierras altas entre miembros del grupo	Cuantitativa
Número de características comunes entre miembros del grupo	Cuantitativa
Indicación de si el integrante sabe leer	Si/No
Préstamo desembolsado en tiempo y forma	Si/No
Indicación de si el grupo lleva libros contables o registros	Si/No
Existencia de costos de membresía anual al grupo	Si/No
Existencia de reglas internas de conducta	Si/No

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Zeller (1998)

También referido al continente africano, Reinke (1998) utilizó un modelo probit para desarrollar una metodología de *credit scoring* en una IMF de Sudáfrica y calcular la probabilidad de incumplimiento de los créditos. La muestra consideraba 1,641 préstamos a emprendimientos, de los cuales 459 correspondían a una localidad rural y los 1,182 restantes a una ubicación urbana, particularmente, Johannesburgo. Para calcular la probabilidad de impago, se seleccionaron solo 8 variables explicativas que se incluyen en la Tabla 3.6.

Los resultados obtenidos muestran que en el caso de deudores del sexo femenino y con edades mayores la probabilidad de incumplimiento del préstamo es menor. Por otro lado, aquellos deudores que residen en la capital, Johannesburgo, muestran mejor

desempeño en el pago de los préstamos. En relación al ranking de deudores según tramos en los importes de los préstamos, aquellos ubicados en los tramos más altos tienen una menor probabilidad de incumplimiento. Finalmente, otra evidencia obtenida se refiere a que la mayor cantidad de años de educación formal influye negativamente en la probabilidad de devolución del préstamo. El aporte de este trabajo radica en la consideración de un tipo especial de institución crediticia que no realiza monitoreo del cumplimiento de los microcréditos ni acciones para gestionar el pago de los préstamos morosos. Asimismo, se caracteriza por la ausencia de contacto directo entre el cliente y la institución. Considerando los resultados obtenidos, el autor concluye que no solamente la concesión de préstamos a grupos de solidaridad puede ser compatible con la viabilidad financiera de una IMF, sino que dicha viabilidad también puede ser el resultado de un diseño institucional adecuado a la concesión de microcréditos individuales y la fijación de incentivos a los clientes para el cumplimiento de sus obligaciones en tiempo y forma.

**Tabla 3.6.** Determinantes del riesgo de crédito en Reinke (1998)

Variable	Definición
Sexo del cliente	Hombre/Mujer
Nivel más alto de educación alcanzado	Cuantitativa. Índice interno del nivel educativo del cliente
Calificación del cliente	Cliente calificado con problemas potenciales/ Cliente calificado sin problemas potenciales
Antigüedad como cliente	El cliente se integró al esquema antes de 1994/ El cliente se integró al esquema después de 1994
Propiedad de negocio	El cliente es propietario de su negocio/ El cliente no es propietario de su negocio
Local <i>spaza</i> <sup>32</sup>	El cliente no pretende operar un local <i>spaza</i> / El cliente pretende operar un local <i>spaza</i>
Edad	El cliente nació antes de 01-01-1965/ El cliente nació después de 01-01-1965
Zona	Sucursal de Johannesburgo/Sucursal extra-radio

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Reinke (1998)

<sup>32</sup> Las tiendas *spaza* son pequeñas tiendas "esquina" en los municipios de Sudáfrica. Por lo general, venden comida, sobre todo, pan y comida enlatada, artículos de consumo simples, ofreciendo, en general, menos de diez productos diferentes. Muchas tiendas *spaza* funcionan en chozas de madera, otras están situadas en las casas de sus dueños, o en locales móviles en espacios públicos.

Iniciando el análisis de modelos de *credit scoring* aplicados para predecir el impago en IMFs latinoamericanas, Schreiner (2004b, 2003, 1999a, 1999b) desarrolló varios modelos en los que emplea la regresión logística para modelar el riesgo de que los prestatarios generen un atraso costoso en una IMF boliviana o bien que no renueven<sup>33</sup> sus préstamos en ella. La muestra se compone por 39,956 microcréditos concedidos a pequeños emprendimientos, destinados a la inversión en actividades comerciales o industriales. Para estimar estos modelos, se utiliza una base de datos compuesta por los préstamos desembolsados y cancelados entre agosto de 1988 y diciembre de 1996, mientras que, para validar la predicción, se consideran los préstamos desembolsados entre enero y septiembre de 1997. Por su parte, en Schreiner (1999b, 2004a) se utiliza un modelo logit para predecir la probabilidad de que una IMF boliviana experimente atrasos en sus préstamos de 15 días o más. En todos estos trabajos se incluyeron nueve variables independientes, que se indican en la Tabla 3.7. Asimismo, utilizando esta misma base de datos y la misma herramienta estadística, Schreiner (1999a, 2003) predice el riesgo de salida -esto es, la probabilidad de que un prestatario con un préstamo vigente no solicite un nuevo préstamo una vez que devuelva la deuda actual- utilizando un conjunto de diez variables explicativas, que corresponden a las incluidas en Schreiner (1999b, 2004a), y una variable adicional que indica si el préstamo estaba vigente al 31/12/1996 o al 30/09/1997.

En Schreiner (1999a, 2003) se concluye que el riesgo de que los clientes no renueven sus préstamos en la IMF es más grande para los nuevos prestatarios, las mujeres, los empresarios industriales y aquellos con mayor número de pagos atrasados. Este riesgo también depende del importe desembolsado, el oficial de préstamos y la sucursal, así como del tiempo transcurrido desde la concesión del primer préstamo. Por otra parte, cabe destacar que en el modelo logit empleado en Schreiner (1999b, 2004a) se logró clasificar los 10,555 préstamos desembolsados en los primeros nueve meses de 1997 entre morosos y no morosos, a partir de la información correspondiente a

---

<sup>33</sup> Este riesgo se conoce como riesgo de salida (*drop-out risk*).



los préstamos concedidos en el período 1988-1996, alcanzando una tasa de aciertos del 91.4%. Los aportes fundamentales de todos estos trabajos de Schreiner radican en la determinación de modelos parsimoniosos –con un limitado número de características–, lo que facilita su utilización práctica, que se derivan además de la utilización de una muestra de microcréditos muy superior a la empleada en los modelos de *credit scoring* determinados hasta ese momento y que constituyen la primera aplicación de *credit scoring* a una IMF latinoamericana.

**Tabla 3.7.** Determinantes del riesgo de crédito en Schreiner (2004a, 2004b, 2003, 1999a, 1999b)

Variable	Definición
Fecha de desembolso del microcrédito	Cuantitativa
Monto desembolsado	Cuantitativa
Tipo de garantía	Sin garantía/Personal/Múltiple/Otra
Sucursal	1-7/Otra
Oficial de crédito	1-37/Otro
Sexo del prestatario	Hombre/Mujer
Sector económico del emprendimiento	Industria/Comercio
Número de atrasos	Cuantitativa
Duración del atraso mayor	Cuantitativa
*Si el préstamo estaba vigente al 31/12/1996 o al 30/09/1997	Si/No

Notas: \* indica la variable adicional considerada en Schreiner (1999a, 2003). Las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia a partir de Schreiner (2004b, 2003, 1999a, 1999b)

A semejanza de lo indicado para Schreiner (2004b, 2003, 1999a, 1999b), Vogelgesang (2003) también analiza los determinantes de amortización de los préstamos a microempresarios de una IMF latinoamericana, radicada en Bolivia, en base a información sobre 76,000 clientes y 28,000 solicitudes de préstamos rechazadas entre mayo de 1992 y junio de 2000. El análisis empírico se focaliza en la predicción de préstamos con atrasos y en situación de morosidad en base a la aplicación de un modelo probit. Las variables que resultaron significativas en el modelo se refieren a características personales, información sobre los negocios de los clientes, condiciones de los

préstamos e información sobre las condiciones de mercado (Tabla 3.8). Vogelgesang (2003) obtuvo que aquellos emprendimientos con un mayor ratio de deudas sobre activos totales tienen una mayor probabilidad de que su préstamo genere atrasos, o bien que se encuentre en situación de incumplimiento. Por otro lado, una alta tasa de dependencia en préstamos de otras instituciones debería conducir a un mejor comportamiento de pago en un buen contexto económico, mientras que dicho comportamiento empeoraría en un contexto adverso. Asimismo, este autor encontró evidencia de que la existencia de una alta competencia y una gran oferta de microcréditos conducen a una alta probabilidad de préstamos con atrasos, empeorando el comportamiento de pago de la mayoría de los clientes emprendedores. La crisis económica, que afectó de forma severa al país, fundamentalmente en los dos últimos años de la muestra, jugó un rol significativo para la probabilidad de que un préstamo registre atrasos, pero no es claro que también haya afectado la probabilidad de impago. El aporte fundamental de este trabajo a la literatura es la consideración de definiciones alternativas de morosidad, lo que forma parte de la estrategia metodológica abordada en la presente investigación.

**Tabla 3.8.** Determinantes del riesgo de crédito en Vogelgesang (2003)

Variable	Definición
<b><i>Características personales</i></b>	
Estado civil	Soltero/Otro
Sexo del prestatario	Mujer/Otro
Registros de incumplimientos con otros bancos	Si/No
Edad	Cuantitativa
Ingresos provenientes del negocio	Cuantitativa
Ingresos que no provienen del negocio	Cuantitativa
Número de atrasos en promedio en el préstamo anterior	Cuantitativa
Número máximo de atrasos en el préstamo anterior	Cuantitativa
<b><i>Características del negocio</i></b>	
Activos totales	Cuantitativa
Deudas/Activos totales	Cuantitativa
Existencia de préstamos con otras instituciones	Si/No
Antigüedad del negocio	Cuantitativa

Variable	Definición
Sector de actividad del negocio	Comercio/Servicios/Otro
<b>Características del préstamo</b>	
Monto del préstamo aprobado	Cuantitativa
Monto solicitado/Monto aprobado del préstamo	Cuantitativa
Duración del préstamo (días)	Cuantitativa
Número de cuotas	Cuantitativa
Préstamos preferenciales	Si/No
Tasa de interés	Cuantitativa
Comisión cargada en cada pago	Cuantitativa
Periodicidad de los pagos	Semanales/Quincenales/Irregulares
Existencia de un garante/fiador	Si/No
Valor de la garantía	Cuantitativa
<b>Entorno</b>	
Lugar de desembolso del préstamo	Cochabamba/Sucre/Trinidad/Tarija
Año de desembolso del préstamo	Cuantitativa
Tolerancia de 1-2 días de atrasos	Cuantitativa
Proporción de clientes con préstamos de otras fuentes	Cuantitativa
Portafolio per cápita de la cartera de IMF	Cuantitativa
Número de créditos con atrasos	Cuantitativa
Tasa de crecimiento trimestral	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Vogelgesang (2003)

En base al análisis de *credit scoring* en IMFs ubicadas en dos países de América Latina no considerados en estudios previos hasta ese momento, Dellien y Schreiner (2005) y Dellien (2003) argumentan acerca de la experiencia de un proyecto financiado por BID con seis IMFs afiliadas a “*Women’s World Banking*” en Colombia y República Dominicana, con el objetivo de fortalecer su proceso de evaluación de crédito. A este respecto, manifiestan que los indicadores con mayor poder explicativo en los modelos de ambos países resultaron ser los que se incluyen en la Tabla 3.9. En el caso de Colombia, se construyó una tarjeta de resultados (*scorecard*) en base a préstamos desembolsados hasta marzo de 2004, que luego fueron validados con los créditos otorgados entre abril de 2004 y julio de 2005 (Dellien y Schreiner, 2005). Un 22% de estos últimos eran catalogados como morosos, es decir, tenían atrasos de hasta 30 días en

el pago o bien un promedio de atraso de al menos 7 días por cuota. Con referencia a los préstamos con mayor riesgo de crédito, aproximadamente la mitad de los mismos resultaron morosos, con lo que, según Dellien y Schreiner (2005), la aplicación de un modelo de *credit scoring* habría reducido el número de préstamos con atrasos en un 20% y el número de créditos aprobados en un 9%. Los autores establecen que al requerirse menos tiempo en las cobranzas de créditos morosos, la aplicación de este modelo en una IMF colombiana permitiría incrementar en aproximadamente 3 horas semanales el tiempo en que los oficiales de crédito evalúan la capacidad de pago de los nuevos solicitantes de préstamos, posibilitando el aumento del tamaño de la cartera y reduciendo los atrasos en el pago.

Con referencia a República Dominicana, se adoptó una definición de morosidad que establece que los clientes morosos son aquellos que registran un atraso de al menos 30 días durante la vida del préstamo o bien un promedio de cuatro días de atrasos por cuota. Dellien (2003) reporta que con relación a los diez microcréditos de mayor riesgo de impago, el promedio del riesgo pronosticado es del 61%, mientras que el promedio del riesgo realizado es 50%. Por otro lado, para los diez préstamos de menor riesgo de morosidad, el promedio del riesgo predicho es 1%, mientras que no se registró el impago de ningún microcrédito. En este sentido, mayor es el poder predictivo del modelo a menor distancia entre el riesgo predicho y el riesgo realizado.

Entre los aportes de estos dos trabajos se destaca la determinación de las variables a incluir en los modelos de *credit scoring* de IMFs latinoamericanas, pertenecientes a países en desarrollo, que consideran las características socioeconómicas del cliente, así como las características del préstamo y de la IMF.

**Tabla 3.9.** Determinantes del riesgo de crédito en Dellien y Schreiner (2005) y Dellien (2003)

Variable	Definición
Activos totales	Cuantitativa
Antigüedad en el negocio	Cuantitativa
Años en la residencia actual	Cuantitativa
Cuentas a cobrar	Cuantitativa
Desembolso en efectivo	Si/No
Deuda/Patrimonio	Cuantitativa
Días de atrasos por cuota en créditos previos	Cuantitativa
Duración de tiempo como cliente	Cuantitativa
Duración del atraso más importante con la IMF	Cuantitativa
Edad del oficial de crédito	Cuantitativa
Edad del solicitante	Cuantitativa
Estado civil del solicitante	Categórica
Estado civil del oficial de crédito	Categórica
Estatus de reprogramación	Categórica
Estructura del hogar	Categórica
Experiencia del oficial de crédito	Cuantitativa
Fecha de desembolso del préstamo	Cuantitativa
Fecha de envío de solicitud de crédito	Cuantitativa
Fecha en que se completó el pago del préstamo	Cuantitativa
Frecuencia de pago de cuotas	Categórica
Gastos del negocio por mercaderías adquiridas	Cuantitativa
Gastos del negocio por salarios	Cuantitativa
Identidad del oficial de préstamos	Categórica
Importe de activos fijos	Cuantitativa
Importe de caja y cuentas bancarias	Cuantitativa
Importe de comisiones del préstamo	Cuantitativa
Importe de deudas formales	Cuantitativa
Importe de deudas informales	Cuantitativa
Importe de inventarios	Cuantitativa
Importe de la cuota del préstamo	Cuantitativa
Importe del crédito desembolsado	Cuantitativa
Importe del crédito solicitado	Cuantitativa
Importe mensual de cuotas por otras deudas	Cuantitativa
Ingreso de otras fuentes del hogar	Cuantitativa
Ingreso por salarios del hogar	Cuantitativa
Máxima escolaridad alcanzada por el solicitante	Categórica
Máxima escolaridad alcanzada por el oficial de crédito	Cuantitativa
Número de cuotas con atrasos en el préstamo anterior	Cuantitativa
Número de cuotas del préstamo	Cuantitativa
Número de cuotas pagadas en fecha en el préstamo anterior	Cuantitativa
Número de días del mayor atraso en el préstamo anterior	Cuantitativa
Número de días entre la solicitud y el desembolso del préstamo	Cuantitativa

Número de días transcurridos luego de repagar el préstamo anterior	Cuantitativa
Número de emprendimientos dirigidos por el hogar	Cuantitativa
Número de personas en el hogar del oficial de crédito	Cuantitativa
Otros gastos del hogar	Cuantitativa
Otros gastos del negocio	Cuantitativa
Período de gracia	Cuantitativa
Propiedad de la residencia	Si/No
Propiedad de teléfono	Si/No
Rentabilidad del negocio	Cuantitativa
Sector de actividad	Categorica
Sexo del solicitante	Binaria
Sexo del oficial de crédito	Binaria
Sucursal de la IMF	Categorica
Tasa de interés del préstamo	Cuantitativa
Tipo de garantía	Cuantitativa
Tipo de negocio	Categorica

Notas: no se dispone de información de todas las categorías de respuesta de las variables del modelo. Las variables sombreadas resultaron significativas.

Fuente: elaboración propia en base a Dellien y Schreiner (2005) y Dellien (2003)

En la primera aplicación, hasta donde sabemos, de modelos de supervivencia al ámbito de las microfinanzas, Pagura (2004) desarrolla un modelo de *credit scoring* para predecir la duración de la relación de préstamos de 206 microemprendedores con una IMF en Mali incorporados a un programa de préstamos a grupos en el período 1999-2001. En particular, se aplica el modelo de riesgos proporcionales de Cox para estimar el número de ciclos de préstamo a completar por los deudores, considerando variables representativas del prestatario, de su negocio, de su hogar, de la IMF, del grupo de préstamos, del entorno y del préstamo. Los principales resultados indican que la probabilidad de que el cliente abandone el programa de microcréditos depende de las ganancias del negocio, el tamaño de los préstamos, el nivel de educación del prestatario, los antecedentes de impago del grupo, los *shocks* de ingresos del hogar y el comienzo de la relación de préstamos, entre otras (Tabla 3.10). Este trabajo se estima de relevancia dado que, si bien se refiere a un programa de créditos a grupos, la variable dependiente a estimar considera las características individuales del impago, mientras que las variables explicativas del modelo consideran tanto características de los deudores como del grupo de préstamos.

**Tabla 3.10.** Determinantes del riesgo de crédito en Pagura (2004)

Variable	Definición
Ganancias promedio del negocio - Período 1	Cuantitativa
Ganancias promedio del negocio - Período 2	Cuantitativa
Valor de los activos netos - Período 1	Cuantitativa
Valor de los activos netos - Período 2	Cuantitativa
Experiencia del negocio	Cuantitativa
Tamaño promedio del préstamo	Cuantitativa
Problemas de impago del grupo	Binaria
Experiencia con miembros del grupo en otros programas de crédito	Binaria
Otras fuentes formales de crédito utilizadas - Período 1	Binaria
Otras fuentes formales de crédito utilizadas - Período 2	Binaria
Otras fuentes informales de crédito utilizadas - Período 1	Binaria
Otras fuentes informales de crédito utilizadas - Período 2	Binaria
Importe del shock de ingresos del hogar - Período 1	Cuantitativa
Importe del shock de ingresos del hogar - Período 2	Cuantitativa
Ratio de dependencia del hogar - Período 1	Cuantitativa
Ratio de dependencia del hogar - Período 2	Cuantitativa
Edad del prestatario	Cuantitativa
Nivel de educación del prestatario (Años)	Cuantitativa
Inicio de la relación de préstamos	Trimestre 1-14

Notas: no se dispone de información de todas las categorías de respuesta de las variables del modelo. Las variables sombreadas resultaron significativas.

Fuente: elaboración propia en base a Pagura (2004)

Como ejemplo del primer modelo de *credit scoring* aplicado sobre una base de datos de microcréditos concedidos por una IMF en Uruguay, país objeto de estudio en este trabajo, Beledo *et al.* (2007) analizan una base de datos de 2,072 préstamos concedidos a emprendedores entre octubre de 1997 y mayo de 2007 a efectos de predecir la probabilidad de que un préstamo entre en una situación de atraso costoso. A este respecto, definen el atraso costoso como aquel que supera los 30 días desde la fecha de vencimiento de una cuota. Se aplica un modelo de regresión logística usando las variables que se indican en la Tabla 3.11.

Beledo *et al.* (2007) muestran que el modelo de mayor capacidad predictiva obtuvo un porcentaje de clasificaciones correctas del 73%, entre clientes morosos y no morosos. Respecto a las variables del modelo, los autores obtienen una relación negativa entre la morosidad

y la edad del emprendedor, el número de créditos previamente otorgados por la IMF, la edad del oficial de crédito y los días entre cuotas. Además, se detecta un efecto incremental en el incumplimiento derivado de la antigüedad del cliente, el número de cuotas totales del microcrédito y la duración del máximo atraso en el crédito concedido anteriormente al que se evalúa. Estas conclusiones se estiman de relevancia dado que están relacionadas con las características de la morosidad en una base de datos de microcréditos concedidos a emprendedores uruguayos, en línea con la que se analiza en la presente investigación.

**Tabla 3.11.** Determinantes del riesgo de crédito en Beledo *et al.* (2007)

Variable	Definición
<i>Características del microcrédito</i>	
Fecha del desembolso	1997-2007
Importe desembolsado (en U\$S)	Hasta 500/501-1000/1001-2000/2001-3000/desde 3001
Moneda que se utilizó en la transacción	\$/U\$S/UI
Tipo de garantía	Firma solidaria/Garantía real/Otros/Sin garantía
Destino del crédito	Capital de trabajo/Activo fijo
Número de cuotas totales	Menos de 15/15 o más
Número de días entre cuotas	Menor o igual que 30/más de 30
Período de gracia	Cuantitativa
<i>Características del prestatario</i>	
Género del prestatario	Hombre/Mujer
Edad del prestatario	18-35/36-50/más de 51
Estado civil	Soltero/Casado/Divorciado/Viudo
Nivel de educación	Primaria completa/Secundaria completa/Educación técnica completa/Universitaria completa/Otros
Ocupación del emprendedor	Empresario/Empleado/Profesional independiente/Otros/Sin datos
<i>Características del emprendimiento</i>	
Localidad donde se desarrolla la actividad	Montevideo urbano sur/Montevideo urbano norte/Montevideo rural/Área metropolitana/Interior
Local independiente para el desarrollo de la actividad	Sí/No
Situación empresarial	Empresa existente/Creador/Sin datos
Sector de actividad del emprendimiento	Primario/Industria/Servicios-Comercio/Transporte



Variable	Definición
<i>Historial de crédito del emprendedor</i>	
Número de créditos previos ya cancelados	Cuantitativa
Antigüedad como cliente en la IMF	Cuantitativa
Número de atrasos en el crédito previo ya cancelado	Cuantitativa
Duración del mayor atraso en el crédito previo ya cancelado	Cuantitativa
<i>Características de la IMF</i>	
Identificación del oficial de crédito	1-4
Experiencia del oficial de crédito (años)	0-1/1-5/5-10/más de 10
Edad del oficial de crédito (años)	25-29/30-39/más de 40

Notas: UI es la Unidad Indexada a la Inflación. Las variables sombreadas resultaron significativas.

Fuente: elaboración propia en base a Beledo *et al.* (2007)

Incorporándose a la línea de investigación sobre evaluación de crédito en las IMF latinoamericanas, en Luoto *et al.* (2007) se realiza una evaluación del impacto en la morosidad derivado del acceso al sistema de información crediticia CREDIREF por parte del oficial de crédito de una IMF de Guatemala. Esta plataforma fue creada en 2002 y provee información exclusivamente a las IMFs del país. Los autores utilizan cuatro definiciones alternativas de morosidad y utilizan un modelo de panel de efectos fijos como herramienta metodológica. En particular, para todas las definiciones consideradas, estos autores encuentran una reducción significativa de 1 a 3 puntos porcentuales en los atrasos registrados por la IMF guatemalteca como resultado del uso del buró de créditos<sup>34</sup>, así como una mejora gradual en la cantidad de meses de demora en los pagos, que evalúan en un período de impago de 2 días más corto para cada mes que la IMF utiliza la información proveniente del buró. Asimismo, Luoto *et al.* (2007) reportan una disminución en la morosidad promedio del 1.92%,

<sup>34</sup> Plataforma de información de crédito que muestra el historial de crédito de personas y empresas, incluyendo información positiva y negativa sobre pagos.

compatible con una disminución en la tasa de interés activa del 2.59%. No se identifican en el modelo publicado por Luoto *et al.* (2007) aquellas variables que fueron significativas. Si bien en este trabajo no se utilizan otras variables predictivas del impago a diferencia de investigaciones previas, la consideración de definiciones de morosidad alternativas coincide con la estrategia metodológica abordada en los análisis empíricos desarrollados en este trabajo.

Otro de los trabajos académicos de *credit scoring* en microfinanzas fue el elaborado por Dinh y Kleimeier (2007), correspondiendo a una base de 56,037 microcréditos concedidos entre 1992 y 2005 en Vietnam, que incluye préstamos otorgados a emprendimientos. La definición de incumplimiento utilizada considera morosos a aquellos microcréditos con más de 90 días de atraso en los pagos o bien a aquellos que registraron tres atrasos consecutivos. La metodología utilizada consiste en una regresión logística y las variables incorporadas en el modelo se detallan en la Tabla 3.12. Los resultados obtenidos por Dinh y Kleimeier (2007) señalan la conveniencia de que la IMF sustituya su actual sistema de evaluación de crédito por el modelo de *credit scoring* determinado, lo que le permite disminuir su tasa de morosidad de 3.3% a 2%, reduciendo asimismo el tiempo y costes utilizados por el oficial de crédito en el proceso de evaluación, lo cual está asociado a una mayor competitividad en el mercado de crédito de las IMF en Vietnam. Los aportes más significativos de este trabajo a la literatura son el tamaño de la base de microcréditos considerada, su implementación en un país en desarrollo, y la inclusión en el modelo de variables relativas al género, la región, la duración del crédito y el número de préstamos que ha recibido el cliente desde el inicio de su vínculo con la IMF. Todo ello también será analizado en los modelos empíricos desarrollados en el presente trabajo.

**Tabla 3.12.** Determinantes del riesgo de crédito en Dinh y Kleimeier (2007)

Variable	Definición
Ingresos mensuales (mil. VND)*	0.5-1.5/1.6-3.5/3.6-8/>8
Educación	Posgraduado/Universitario/Secundaria completa/No graduado de Secundaria
Ocupación	Granjero, Ama de casa, Estudiante/Empresario, Consultor, Intermediario/Profesional, Investigador, Profesor, Abogado/Policia, Militar, Periodista/Otros
Tipo de empleador	Empresario independiente/Capital extranjero/Capitales públicos/Otros
Tiempo con el empleador (años)	0-2/3-5/6-10/11-20/21-35
Edad	18-24/25-35/36-45/46-64/>65
Sexo	Hombre/Mujer
Región	Norte/Centro/Sur excepto Ho Chi Minh/Ho Chi Minh
Tiempo en la actual dirección (años)	0-2/3-5/6-10/11-20/21-60
Vinculación con la residencia	Propietario (no colateral)/Propietario(colateral)/Casa familiar/Alquiler/Otros
Estado civil	Casado/Soltero/Viudo-Divorciado/Otros
Número de empleados	0/1/2/3/>3
Teléfono en el hogar	Sí/No
Teléfono móvil	Sí/No
Propósito del préstamo	Comercial/Hogar/Colateralizado/Credito general/Tarjeta de crédito
Tipo de colateral	Inmobiliaria/Activos movibles/Activos fijos/Sin colateral
Valor del colateral	Cuantitativa
Duración del préstamo (meses)	<13/13-24/25-36/37-48/>48
Antigüedad como cliente de IMF (años)	<13/13-24/25-36/>36
Número de préstamos	1/2/3/>3
Cuenta corriente	Sí/No
Cuenta de ahorro	Sí/No

Notas: \*VND: Vietnamese Dong (Dong vietnamita). Las variables sombreadas resultaron significativas.

Fuente: elaboración propia en base a Dinh y Kleimeier (2007)

En una nueva aplicación de modelos de supervivencia en el marco de esta línea de investigación en África, Bekele y Worku (2008) investigan el tiempo hasta la quiebra de pequeños emprendimientos a partir de una muestra aleatoria de 500 empresas en Etiopía, profundizando el análisis en aquellas dirigidas por mujeres. Utilizando el modelo de riesgos proporcionales de Cox y las variables explicativas que se describen en la Tabla 3.13, los resultados obtenidos indican que la dirección de mujeres empresarias aumenta la probabilidad de quiebra de los emprendimientos. Al respecto, las mujeres reciben un efecto negativo desde las variables representativas de la educación, el nivel de habilidades técnicas y de administración del negocio, las dificultades en el acceso al crédito y la posibilidad de reinvertir las utilidades en el negocio. La evidencia obtenida por Bekele y Worku (2008) es un referente importante por las cuestiones de género analizadas en relación a la supervivencia de pequeños emprendimientos, y resultan de utilidad para esta investigación en la cual se analizan las características del impago de microcréditos que, en gran porcentaje, son concedidos a mujeres empresarias.

**Tabla 3.13.** Determinantes del riesgo de crédito en Bekele y Worku (2008)

Variable	Definición
Bajas competencias de administración	Sí/No
Bajo nivel de educación	Sí/No
Dificultad en obtener préstamos de bancos comerciales	Sí/No
Edad	Cuantitativa
Fracaso en reinvertir las utilidades en el negocio	Sí/No
Grupo de lenguaje	Categórica
Participación en esquemas de financiamiento de capital social	Sí/No
Pocas habilidades técnicas	Sí/No
Propiedad del negocio a cargo de mujeres	Sí/No
Región geográfica	Categórica

Notas: Las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Bekele y Worku (2008)

Retomando el análisis de préstamos a grupos realizado en Sharma y Zeller (1997) y Zeller (1998), Deininger y Liu (2009) realizan un modelo de *credit scoring* utilizando datos de una población de 3,350 microcréditos concedidos a 2,147 grupos de mujeres de bajos ingresos en el sector rural de India. Estos grupos, que pertenecen a

organizaciones vecinales (*Village Organizations*, VO) están integrados por 10-15 miembros, que se reúnen periódicamente para analizar decisiones de préstamos y temas sociales, y depositan sus ahorros en una cuenta compartida. La variable dependiente utilizada es el porcentaje vencido de los préstamos y se aplica un modelo tobit de *credit scoring*. Los resultados indican que el importe del microcrédito y su fuente, la duración del mismo y la frecuencia de los pagos influyen en el impago de los grupos de solidaridad, así como el porcentaje de miembros muy pobres, y la pertenencia a ciertas castas de interés (Tabla 3.14). Asimismo, la existencia de normas de gestión y funcionamiento de los grupos que condicionan la provisión de fuentes de microcréditos tiene un impacto negativo en el incumplimiento de los préstamos concedidos a grupos. En consecuencia, la contribución principal de este trabajo radica en la consideración no solamente de variables representativas del grupo y del microcrédito, sino también de la existencia de normas de administración de los grupos, a efectos de determinar el impacto de la morosidad de microcréditos concedidos a grupos de solidaridad.

**Tabla 3.14.** Determinantes del riesgo de crédito en Deininger y Liu (2009)

Variable	Definición
<i>Características del préstamo</i>	
Importe del préstamo	Cuantitativa
Fuente bancaria	Sí/No
Fuente de crédito interno	Sí/No
Fuente de fondo de inversión de la comunidad (CIF)	Sí/No
Mezcla de fuentes	Sí/No
Tasa de interés anual	Cuantitativa
Duración del préstamo (años)	Cuantitativa
Frecuencia de los pagos	Cuantitativa
<i>Características del grupo</i>	
Número de miembros	Cuantitativa
Número de años de existencia	Cuantitativa
Porcentaje de miembros muy pobres	Cuantitativa
Porcentaje de miembros pobres	Cuantitativa
Porcentaje de miembros que pertenecen a casta/tribu programada	Cuantitativa
Porcentaje de miembros en otras castas	Cuantitativa
Porcentaje de miembros en casta dominante	Cuantitativa
<i>Prácticas de administración del grupo</i>	
Auditoría regular	Sí/No

Variable	Definición
Requerimiento de presentar libros contables en reunión de VO	Sí/No
Sanciones por pagos fuera de fecha	Sí/No
Requerimiento de ahorro del grupo en VO	Sí/No
Existencia de comité de recuperación de créditos	Sí/No
Tenedor de libros contratado en VO	Sí/No
VO provee crédito al consumo en especie	Sí/No
VO provee servicios de marketing	Sí/No

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Deininger y Liu (2009)

A partir del estudio de la cartera de microcréditos de dos IMFs en Perú, Lara *et al.* (2014) y Lara (2010) analizan los efectos de la aplicación de las metodologías de *credit scoring*. En el caso de la IMF denominada EDPYME (Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Mediana Empresa) Proempresa, se investigan 5,451 microcréditos, y para la IMF nombrada CMAC (Caja Municipal de Ahorro y Crédito) de Tacna, un total de 16,157, en los períodos 1997-2005 y 1995-2005, respectivamente. Los criterios de morosidad aplicados son diferentes según la IMF: en el caso de EDPYME Proempresa se considera moroso aquel microcrédito que se atrase al menos 30 días en el pago de una cuota, mientras que la definición utilizada para CMAC de Tacna considera un microcrédito en situación de incumplimiento si registra un mínimo de 15 días de atraso de una o más cuotas del préstamo. La herramienta utilizada para ambas bases de datos es la regresión logística. Las variables utilizadas se detallan en la Tabla 3.15 y la Tabla 3.16, para EDPYME Proempresa y CMAC de Tacna, respectivamente. Asimismo, cabe indicar que en Lara *et al.* (2011) y Rayo *et al.* (2010) se analiza la base de datos de EDPYME Proempresa en el período 1997-2005, con la aplicación también de un modelo logístico de *credit scoring*.

En general, la evidencia obtenida en estos trabajos destaca que las variables representativas del entorno macroeconómico y aquellas características indicativas del comportamiento de pago anterior del cliente resultan relevantes para predecir el incumplimiento en las dos IMFs analizadas. Además, el modelo de regresión logística alcanza resultados aceptables de clasificación correcta entre morosos y no morosos, equivalentes al 78,3% para el caso de EDPYME Proempresa y de 93,3% para CMAC de Tacna. La importancia de los resultados de

esta investigación radica en que analiza el incumplimiento en dos IMFs de América Latina, considerando en los modelos la evolución de variables similares a las utilizadas en el presente trabajo, que incluyen aquellas representativas de la variación de los ciclos económicos que, de acuerdo a lo indicado por Lara (2010), Rayo *et al.* (2010), Lara *et al.* (2011) y Lara *et al.* (2014), tienen un efecto predictivo en la morosidad.

**Tabla 3.15.** Determinantes del riesgo de crédito en Lara *et al.* (2014), Lara *et al.* (2011), Rayo *et al.* (2010) y Lara (2010) – EDPYME Proempresa

Variable	Definición
<i>Ratios financieros</i>	
Ingresos por ventas/Activos totales	Cuantitativa
Utilidad bruta/Costes operativos	Cuantitativa
Capacidad pago/Activos totales	Cuantitativa
Capacidad pago/Ingresos por ventasx360	Cuantitativa
Deudas totales/(Deudas totales+Patrimonio)	Cuantitativa
Deudas totales/Patrimonio	Cuantitativa
Utilidad neta/Activos totales	Cuantitativa
Utilidad neta /Patrimonio	Cuantitativa
<i>Información no financiera</i>	
Ubicación geográfica de la sucursal	Zona central/Periferia
Duración como prestatario de la IMF	Cuantitativa
Número de préstamos otorgados previamente	Cuantitativa
Préstamos otorgados en el último año	Cuantitativa
Préstamos denegados previamente	Cuantitativa
Sector de actividad del microempresario	Comercio/Agricultura/Producción/Servicios
Destino del microcrédito	Capital de trabajo/Activos fijos
Clasificación del cliente en la IMF	Normal/Con problemas de repago de cualquier tipo
Número total de cuotas pagadas en la historia crediticia	Cuantitativa
Número total de cuotas con	Cuantitativa

Variable	Definición
atrasos en la historia crediticia	
Días promedio de morosidad del microempresario	Cuantitativa
Número de días de la mora más importante	Cuantitativa
Sexo del microempresario	Hombre/Mujer
Edad del microempresario en el momento de solicitar el préstamo	Cuantitativa
Estado civil del microempresario	Soltero/Grupo familiar
Situación laboral del microempresario	Dueño/Empleado
Tipo de garantía presentada	Declaración jurada/Garantía real
Tipo de moneda del préstamo otorgado	Nuevos soles/Dólares USA
Importe del microcrédito	Cuantitativa
Importe rechazado por la IMF	Cuantitativa
Número de cuotas mensuales del microcrédito otorgado	Cuantitativa
Tasa de interés mensual para el microcrédito	Cuantitativa
Predicción del oficial de préstamos	Sin problemas/Con problemas
<i>Indicadores macroeconómicos</i>	
Variación del Producto Bruto Interno	Cuantitativa
Variación del Índice de Precios al Consumidor	Cuantitativa
Variación de la tasa de empleo	Cuantitativa
Variación del tipo de cambio	Cuantitativa
Variación de la tasa de interés	Cuantitativa
Variación del índice de bolsa	Cuantitativa
Variación del costo del agua	Cuantitativa
Variación del costo de la electricidad	Cuantitativa
Variación en el costo del uso del teléfono	Cuantitativa

Notas: los indicadores macroeconómicos se miden en el período de repago del préstamo y se expresan como tasas anuales de crecimiento. Las variables sombreadas resultaron significativas.

Fuente: elaboración propia en base a Lara *et al.* (2014), Lara *et al.* (2011), Rayo *et al.* (2010) y Lara (2010)



**Tabla 3.16.** Determinantes del riesgo de crédito en Lara *et al.* (2014) y Lara (2010) – CMAC de Tacna

Variable	Definición
<i>Ratios financieros</i>	
Ingresos por ventas/Activos totales	Cuantitativa
Utilidad bruta/Costes operativos	Cuantitativa
Disponible/Activos totales	Cuantitativa
Disponible/Ingresos por ventasx360	Cuantitativa
Disponible/Monto propuesto	Cuantitativa
Activo circulante/Exigible a corto plazo	Cuantitativa
Utilidad neta/Activos totales	Cuantitativa
Clientes / Ingresos por ventasx360	Cuantitativa
Existencias/Compras mercaderías x360	Cuantitativa
<i>Información no financiera</i>	
Duración como prestatario de la IMF	Cuantitativa
Número de préstamos otorgados previamente	Cuantitativa
Préstamos otorgados en el último año	Cuantitativa
Relación con la IMF	Trabajador de la IMF/Ninguna
Sector de actividad del microempresario	Comercio/Agricultura/Producción/Servicios
Destino del microcrédito	Capital de trabajo/Activos fijos
Clasificación del cliente según SBS <sup>35</sup>	Normal/Con problemas de repago de cualquier tipo
Número total de cuotas pagadas en la historia crediticia	Cuantitativa
Número total de cuotas con atrasos en la historia crediticia	Cuantitativa
Número de días de la mora más importante	Cuantitativa
Sexo del microempresario	Hombre/Mujer
Edad del microempresario en el momento de solicitar el préstamo	Cuantitativa
Estado civil del	Soltero/Grupo familiar

<sup>35</sup> Superintendencia de Banca, Seguros y AFP de Perú.

Variable	Definición
microempresario	
Situación laboral del microempresario	Dueño/Empleado
Tipo de garantía presentada	Declaración jurada/Garantía real
Tiempo de atención al cliente en asesoría de inversiones (días)	Cuantitativa
Tipo de moneda del préstamo otorgado	Nuevos soles/Dólares USA
Importe del microcrédito	Cuantitativa
Importe rechazado por la IMF	Cuantitativa
Número de cuotas mensuales del microcrédito otorgado	Cuantitativa
Tasa de interés mensual para el microcrédito	Cuantitativa
Comisión de gestión de crédito	Cuantitativa
Predicción del oficial de préstamos	Sin problemas/Con problemas
<i>Indicadores macroeconómicos</i>	
Variación del Producto Bruto Interno	Cuantitativa
Variación del Índice de Precios al Consumidor	Cuantitativa
Variación del tipo de cambio Nuevo Sol-Dólar estadounidense	Cuantitativa
Variación de la tasa de interés	Cuantitativa
Variación del índice de bolsa	Cuantitativa
Variación del costo del agua	Cuantitativa
Variación del costo de la electricidad	Cuantitativa
Variación en el costo del uso del teléfono	Cuantitativa

Notas: los indicadores macroeconómicos se miden en el período de repago del préstamo y se expresan como tasas anuales de crecimiento. Las variables sombreadas resultaron significativas.

Fuente: elaboración propia en base a Lara *et al.* (2014) y Lara (2010)

En línea con los trabajos de Bekele y Worku (2008) y Pagura (2004), Babajide (2011) provee un modelo de supervivencia de micro y pequeños emprendimientos en Nigeria, a efectos de examinar el impacto de las microfinanzas utilizando una muestra de 502 empresas en el período 2004-2008. Los principales resultados establecen que las variables representativas de la generación regular de utilidades del

negocio y la facilidad de acceso al microcrédito resultaron las de mayor contenido predictivo (Tabla 3.17). Al respecto, dado que ambas variables están asociadas en forma significativa con la participación regular en programas de microfinanzas, se concluye acerca de la importancia de las microfinanzas en la supervivencia de micro y pequeños emprendimientos. Respecto a Bekele y Worku (2008), este trabajo suma como atributos predictivos de la supervivencia de MyPEs la consideración de varias variables referidas a las microfinanzas en general y al microcrédito en particular, que constituyen el objetivo de estudio del presente trabajo.

**Tabla 3.17.** Determinantes del riesgo de crédito en Babajide (2011)

Variable	Definición
Participación irregular en microfinanzas	Sí/No
Sin reinversión de utilidades en el negocio	Sí/No
Irregularidad de ganancias del negocio	Sí/No
Baja capacidad técnica	Sí/No
Sin contacto regular con la IMF/Oficial de crédito	Sí/No
Bajo nivel de educación del emprendedor	Sí/No
Sin acceso al microcrédito	Sí/No
No obligatoriedad del microahorro	Sí/No

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Babajide (2011)

Constituyendo el primer trabajo en el que se realiza la aplicación de una herramienta de redes neuronales en forma individual, Mittal *et al.* (2011) realizan una aplicación de *credit scoring* a una base de datos de 2,864 microempresas con uno o varios créditos vigentes en el período 2007-2009 en India. El objetivo de los citados modelos es clasificar a las microempresas en tres categorías de riesgo, a saber, riesgo “bueno” (que nunca fueron categorizados como deuda vencida entre 2007 y 2009), riesgo “malo” (que al menos una vez fueron categorizados como deuda vencida en el período 2007-2009) y riesgo de “cierre del microcrédito” (que los prestatarios hayan cerrado sus cuentas de microcréditos entre abril de 2008 y enero de 2009). Las variables utilizadas en el modelo se indican en la Tabla 3.18. Las variables que de acuerdo al modelo registran una importancia mayor a 0 deben ser tenidas en cuenta en la evaluación de crédito a un solicitante, considerando el ranking de importancia relativa. El

principal aporte de este trabajo se refiere a la aplicación de modelos de *credit scoring* de redes neuronales para investigar el impago de microcréditos concedidos a MIPyMEs, considerando variables cuantitativas, categóricas y binarias, en términos similares a una parte del análisis empírico que se presenta en este trabajo.

**Tabla 3.18.** Determinantes del riesgo de crédito en Mittal *et al.* (2011)

Variable	Definición
Distrito	Categórica 1-9
Categoría de cliente (castas)	Categórica
Proporción del importe del cliente	Cuantitativa
Tramo de préstamo	Categórica 1-20
Importe préstamo para tierras/Importe proyecto	Cuantitativa
Importe préstamo para construcción/Importe proyecto	Cuantitativa
Importe préstamo para maquinarias/Importe proyecto	Cuantitativa
Importe préstamo para otros gastos/Importe proyecto	Cuantitativa
Importe préstamo para gastos preoperativos/Importe proyecto	Cuantitativa
Tasa de interés del préstamo	Cuantitativa
Tasa de mora	Cuantitativa
Importe préstamo desembolsado/Importe préstamo aprobado	Cuantitativa
Esquema de aprobación de préstamo	Categórica
Importe del colateral del préstamo	Cuantitativa
Número de cuotas del préstamo	Cuantitativa
Modo de repago del préstamo	Categórica
Tipo de industria	Categórica
Constitución	Individual/Socio/Empresa
Tamaño de empresa	Micro/Pequeña/Mediana
Tamaño de terreno	Cuantitativa
Empresa en funcionamiento	Sí/No
Mudanza a otra dirección	Sí/No/Probable
Contaminación del medio ambiente	Sí/No
Número de préstamos	Cuantitativa

Notas: no se dispone de información de todas las categorías de respuesta de las variables del modelo. Las variables sombreadas registraron una importancia mayor a 0 en el modelo.

Fuente: elaboración propia en base a Mittal *et al.* (2011)

Uno de los pocos trabajos académicos referentes a la aplicación de modelos de *credit scoring* para IMFs en Europa fue realizado por Van Gool *et al.* (2012), quienes analizan su adopción en una IMF de Bosnia Herzegovina en el período 2001-2008. La metodología

utilizada implica el desarrollo de dos modelos logísticos diferenciados entre sí por la construcción de las variables explicativas continuas consideradas en el trabajo. El primer modelo incorpora cada categoría de dichas variables explicativas en forma de una variable *dummy*. El segundo modelo utiliza el enfoque de la ponderación de la evidencia (*Weight of Evidence, WoE*), donde se crea una variable para todas las categorías de la variable independiente, considerando los logaritmos de los ratios de verosimilitud (Hand y Henley, 1997, pp.27). La Tabla 3.19 ilustra las variables explicativas utilizadas en el trabajo.

Entre los principales resultados obtenidos por Van Gool *et al.* (2012) se puede señalar que, en el segundo modelo, todas las variables explicativas consideradas y que resultaron significativas (a excepción de la formalización del emprendimiento y las ganancias netas del mismo) tienen un impacto de disminución en el impago. Al respecto, Van Gool *et al.* (2012) afirman que el *credit scoring* puede considerarse como un elemento adicional en el proceso de evaluación de crédito de una IMF, pero no está en condiciones de sustituir el proceso tradicional de evaluación en microfinanzas basado en el juicio experto del oficial de crédito. Estos autores concluyen que el comportamiento de los modelos de *credit scoring* aplicados a la industria microfinanciera es todavía limitado, sugiriendo la optimización de los modelos aplicados a la población de deudores de las IMFs, así como la consideración de las solicitudes rechazadas de crédito como forma de incrementar el poder discriminatorio de los modelos entre clientes morosos y no morosos. La relevancia del estudio de Van Gool *et al.* (2012) se basa, entre otros aspectos, en la consideración de alternativas en la incorporación de variables independientes en el modelo, lo que resulta de utilidad a la hora de definir la confección de modelos empíricos que se plantearán en la presente investigación.

**Tabla 3.19.** Determinantes del riesgo de crédito en Van Gool *et al.* (2012)

Variable	Definición
<b>Características del prestatario</b>	
Edad (intervalos de edad)	20-24/25-34/35-49/50-65/>65
Experiencia laboral (intervalos de años)	Desconocida/0/<1/1-2/3-9/10-14/>15
Ganancias netas del negocio* (intervalos de BAM)	0/1-299/300-699/700-1499/>1500
Capital del negocio* (intervalos de BAM)	0/1-999/1000-4999/5000-14999/15000-49999/>50000
Formalización del negocio	Si/No
Ganancias netas del hogar* (intervalos de BAM)	0/1-299/300-699/700-1499/>1500
Capital del hogar* (intervalos de BAM)	0-4999/5000-19999/20000-49999/50000-99999/>100000
Otras deudas* (intervalos de BAM)	0/1-199/200-999/1000-4999/5000-19999/>20000
<b>Características del préstamo</b>	
Propósito	Comercio/Manufactura/Hogar/Servicios/Mercaderías/Agricultura
Importe del crédito* (intervalos de BAM)	<1000/1000-1999/2000-2999/3000-4999/5000-9999/>10000
Duración del préstamo (intervalos de meses)	1-12/13-18/19-24/25-60
Ciclos (cliente frecuente) #	1/2/3/4-5/6-12
Mes de inicio	Enero-Diciembre
Año de inicio	2001-2008
<b>Características del prestamista</b>	
Sucursal	28 sucursales
Oficial de crédito	95 oficiales de crédito

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas en alguno de los dos modelos utilizados. \*Expresado en BAM (*Bosnian Mark*), la moneda de curso legal en Bosnia Herzegovina. # Indica el historial de microcréditos del prestatario con la IMF. El ciclo “1” significa que no se han desembolsado microcréditos al prestatario con anterioridad.

Fuente: elaboración propia a partir de Van Gool *et al.* (2012)

Considerando la aplicación de modelos de *credit scoring* en países en vías de desarrollo, Kinda y Achonu (2012) investigaron la

aplicación de un modelo de regresión logística en una mutua de créditos y ahorros en una zona rural de Senegal en el período 2007-2010. La definición de morosidad utilizada es amplia, considerando como morosos aquellos microcréditos que hayan realizado el pago fuera de plazo de cualquiera de las cuotas del microcrédito. Los resultados obtenidos muestran una vinculación positiva de la morosidad con la edad del emprendedor, la existencia de atrasos en los préstamos concedidos en el pasado y el número de cuotas del microcrédito (Tabla 3.20). Por otro lado, la probabilidad del impago está negativamente relacionada con las emprendedoras mujeres y el hecho que se haya provisto una garantía.

**Tabla 3.20.** Determinantes del riesgo de crédito en Kinda y Achonu (2012)

Variable	Definición
<i>Características socio-económicas del deudor</i>	
Edad del emprendedor	Cuantitativa
Sexo	Hombre/Mujer
Número de empleados	Cuantitativa
Número de créditos obtenidos anteriormente	Más de tres/Menos de tres
Reembolso de créditos obtenidos anteriormente	Atrasado/En fecha
Número de años en el sector de actividad	Cuantitativa
<i>Características del préstamo</i>	
Propósito del préstamo	n.d.
Garantía ofrecida	Si/No
Frecuencia de repago	n.d.
Importe del préstamo	Cuantitativa
Duración del préstamo	n.d.
Tiempo entre la solicitud y el desembolso del crédito	n.d.
<i>Experiencia del oficial de crédito</i>	
Número de años de experiencia del oficial de crédito	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas. n.d.: Sin datos.

Fuente: elaboración propia a partir de Kinda y Achonu (2012)

En un análisis aplicado a IMFs a escala internacional, Bumacov *et al.* (2014) investigaron la utilización de *credit scoring* a través de una encuesta dirigida a las mismas. Durante un año y medio, de noviembre

de 2012 a junio de 2014, estos autores se dirigieron por correo electrónico a las IMFs que mostraban actividad reciente en MIX Market<sup>36</sup> a intervalos regulares. Aproximadamente 2,000 IMFs en todo el mundo fueron listadas en la citada plataforma en diferentes años desde 2002. La encuesta se realizó en inglés, español, ruso y francés utilizando un sistema de encuestas en línea. Aplicando un modelo de regresión lineal, se utilizaron varias variables dependientes indicativas del alcance de la IMF, considerando como variables explicativas a aquellas que describen la IMF y su contexto de negocios (Tabla 3.21). Así, se determinó que el número total de microcréditos, el número de microcréditos por cada oficial de crédito y el número de prestatarios por cada oficial de crédito resultan positiva y significativamente afectados en términos estadísticos por el hecho de aplicar metodologías de *credit scoring*. Según Bumacov *et al.* (2014), la metodología de *credit scoring* contribuye a un crecimiento más rápido en el alcance de las IMFs (número o nivel socioeconómico de microempresarios atendidos por la oferta de microcréditos de las IMFs), dado que se ofrece una mejor inclusión financiera a más beneficiarios de bajos ingresos. Asimismo, el uso del *credit scoring* tiene un gran potencial para disminuir las ineficiencias relacionadas con los procedimientos de evaluación de microcréditos, que son gravosos debido a la alta asimetría de la información entre IMF y prestatario. De esta forma, en línea con el objetivo de las microfinanzas en relación al incremento de los niveles de inclusión financiera de la población, este trabajo considera varios modelos de *credit scoring* para evaluar el alcance de los programas de microcrédito, considerando definiciones alternativas de variables dependientes indicativas del alcance de las IMF.

---

<sup>36</sup> Desde 2002, el portal MIX Market ([www.mixmarket.org](http://www.mixmarket.org)) publica indicadores de la actividad de IMFs a nivel global que están listadas en dicho portal. Actualmente contiene información de más de 1,500 IMFs, correspondiendo aproximadamente a 100 millones de clientes.



**Tabla 3.21.** Determinantes del riesgo de crédito en Bumacov *et al.* (2014)

Variable	Definición
Capital de la IMF	Cuantitativa
Deuda/Capital	Cuantitativa
Depósitos/Préstamos	Cuantitativa
Número de sucursales de la IMF	Cuantitativa
Número de oficiales de crédito	Cuantitativa
Número de empleados no oficiales de crédito	Cuantitativa
% entre deudoras en IMF - % mujeres con crédito formal en el país	Cuantitativa
Indicación si IMF tiene fines de lucro	Sí/No
Indicación si IMF es regulada por autoridades supervisoras financieras	Sí/No
Indicación de si la IMF es una unión de crédito	Sí/No
Indicación de si la IMF es un banco microfinanciero	Sí/No
Indicación de si la IMF es una institución financiera no bancaria	Sí/No

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas.

Fuente: elaboración propia a partir de Bumacov *et al.* (2014)

En el primer ejemplo de aplicación de modelos híbridos de *credit scoring* en microfinanzas, Serrano *et al.* (2016) analizan un enfoque social y ambiental para el *credit scoring* en una IMF colombiana. Los autores critican que los sistemas tradicionales de *credit scoring* de las IMFs, de existir, son estrictamente financieros. Así, indican que a pesar de que muchas instituciones consideran el impacto social y ambiental de sus préstamos, no incorporan sistemas formales para estimarlos. En consecuencia, Serrano *et al.* (2016) proponen que las evaluaciones de solvencia del prestatario incluyan la estimación del impacto social y ambiental del microcrédito, calculando el Valor Presente Neto Social (*Social Net Present Value*, SNPV), que estima el valor financiero de los beneficios sociales y ambientales calculando el valor actual de los flujos de efectivo netos generados por el proyecto. Al multiplicar el citado valor actual del proyecto por la ponderación dada por la IMF en cada uno de los seis criterios sociales y ambientales definidos en la Tabla 3.22, se obtiene una puntuación, que categoriza el impacto social y ambiental del microcrédito en cuatro categorías: impacto social y ambiental negativo (D); bajo impacto social y ambiental positivo (C); impacto medioambiental medio positivo (B); y alto impacto social y ambiental positivo (A). Este enfoque contribuye a crear una cultura de evaluación social y ambiental dentro de la IMF, especialmente entre oficiales de crédito, traduciendo la misión social de la IMF en términos cuantitativos.

**Tabla 3.22.** Determinantes del riesgo de crédito en Serrano *et al.* (2016)

Nombre del criterio de evaluación de primer orden	Nombre del criterio de evaluación de segundo orden
Historia crediticia	Historia con la IMF
Historia crediticia	Historia con otras instituciones
Historia crediticia	Historia con proveedores y consumidores
Criterios contables	Crecimiento del negocio
Criterios contables	Rentabilidad y eficiencia
Criterios contables	Liquidez de corto plazo
Criterios contables	Solvencia de largo plazo
Intangibles - Capital humano	El solicitante
Intangibles - Capital humano	Los empleados
Intangibles - Capital humano	Responsabilidad laboral
Intangibles - Capital interno	Visión y valores
Intangibles - Capital interno	Experiencia en el negocio
Intangibles - Capital interno	Organización
Intangibles - Capital externo	Clientes
Intangibles - Capital externo	Imagen del negocio
Intangibles - Capital externo	Redes
Intangibles - Capital externo	Transparencia
Criterios financieros	Rentabilidad
Criterios financieros	Riesgos
Criterios financieros	Liquidez
Criterios sociales	Impacto en el empleo
Criterios sociales	Impacto en educación
Criterios sociales	Igualdad de oportunidades
Criterios sociales	Alcance a la comunidad
Criterios sociales	Impacto en la salud
Criterios sociales	Impacto en el medio ambiente

Notas: todos los criterios son incorporados en el SNPV del prestatario

Fuente: elaboración propia a partir de Serrano *et al.* (2016)

En una nueva aplicación de modelos de *credit scoring* de microcréditos en Perú, Pantoja (2016) realiza un modelo de regresión logística para evaluar el riesgo de crédito en la CMAC de Huancayo en el período 2011-2015. El criterio utilizado determina la existencia de morosidad a partir de un atraso en el pago de 30 o más días. Se utilizan 117 variables independientes en el trabajo (Tabla 3.23), de las cuales 13 resultaron significativas. Los resultados indican que las variables representativas de la tasa de interés, el plazo del microcrédito, la existencia de apalancamiento, un período de días de gracia mayor a 30 días y la ubicación rural de la oficina de la IMF aumentan la probabilidad de impago. Por otro lado, el monto del crédito y la

calificación de riesgos que indica la no existencia de problemas de pago son variables que inciden en la disminución de la probabilidad de impago. El modelo logit logra una capacidad predictiva del 77.7% de los microcréditos analizados. La relevancia del trabajo de Pantoja (2016) radica en la utilización de una técnica paramétrica no lineal (regresión logística), así como en la obtención de resultados consistentes con Lara (2010) y otras investigaciones derivadas de dicho trabajo, principal fuente de referencia de esta investigación.

**Tabla 3.23.** Determinantes del riesgo de crédito en Pantoja (2016)

Variable	Definición
Monto desembolsado o saldo del crédito	Cuantitativa
Plazo del crédito (años)	Cuantitativa
Tasa efectiva anual	Cuantitativa
Tasa Efectiva Mensual	Cuantitativa
Tipo de moneda del crédito	Nuevos soles/ Dólares
Ubicación de oficina	Zona departamental céntrica/ zona departamental rural
Denominación de oficina	Oficina 1-88
Número de días de atraso menor a 30	Sí/No
Número de días de atraso mayor a 30	Sí/No
Calificación de riesgo con problemas de pago	Sí/No
Calificación final de riesgo	Normal/ con problemas potenciales/ deficiente/ dudoso/ pérdida
Días de gracia mayor a 30	Sí/No
Días de gracia menor a 30	Sí/No
Endeudamiento/ Saldo de capital menor a 2	Sí/No
Endeudamiento/ Saldo de capital mayor a 2	Sí/No
Número de cuotas menor a 24 meses	Sí/No
Número de cuotas mayor a 24 meses	Sí/No
Oficina	Zona distrital céntrica/ zona distrital rural
Ubicación de oficina	1-13

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia a partir de Pantoja (2016)

En una novedosa y reciente aplicación que incorpora a los modelos de *credit scoring* una variable relativa al clima, Römer y Mußhoff (2017) diseñan un modelo para clientes agrícolas en Madagascar utilizando la base de datos de una IMF en el período

2010-2015 y evaluando el desempeño del modelo en relación a los clientes no agrícolas. En particular, los autores utilizan información de precipitaciones, a efectos de aproximar el riesgo de crédito adicional derivado del cambio climático, con el objetivo de incrementar la capacidad predictiva del modelo. La Tabla 3.24 muestra las variables independientes utilizadas en el citado trabajo. El impago se definió como la generación de atrasos de 15 o más días en el pago y se aplicó un modelo de regresión logística. Los resultados muestran que este modelo tiene un comportamiento predictivo apropiado tanto para clientes agrícolas como no agrícolas y que la información de precipitaciones no mejora los indicadores de evaluación utilizados. El aporte realizado por este trabajo a la literatura académica radica en la consideración de variables representativas del clima en el modelo de *credit scoring*, en el sentido de que el cambio climático puede afectar los niveles de morosidad en determinados sectores de actividad.

**Tabla 3.24.** Determinantes del riesgo de crédito en Römer y Mußhoff (2017)

Variable	Definición
Edad del solicitante de crédito	Cuantitativa
Importe del crédito solicitado	Cuantitativa
Valor de activos	Cuantitativa
Sucursal	Sucursal 1-19
Valor del colateral	Cuantitativa
Valor de deuda con otras instituciones financieras	Cuantitativa
Saldo de cuenta bancaria	Cuantitativa
Importe del crédito desembolsado	Cuantitativa
Sexo	Mujer/Otro
Ingresos mensuales (negocio y hogar)	Cuantitativa
Estado civil	Soltero/Casado/Divorciado/Otro
Número de integrantes de la familia	Cuantitativa
Número de cuotas del préstamo	Cuantitativa
Propósito del préstamo	Liquidez/Inversión/Liquidez e inversión/Otros
Capacidad de repago	Cuantitativa
Créditos anteriores	Tuvo un crédito anterior/No tuvo
Sector de actividad	Cosechas/Ganado/Otros
Residente	Sí/No
Experiencia laboral en la profesión actual (meses)	Cuantitativa
Variable de precipitaciones (mm)	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Römer y Mußhoff (2017)

Dentro de las aplicaciones realizadas en el año 2018, Mota *et al.* (2018) analizan los determinantes del riesgo de crédito de microcréditos concedidos en Portugal. La IMF analizada es la Asociación Nacional para el Derecho al Crédito (*Associação Nacional de Direito ao Crédito*, ANDC), definida como una asociación privada sin fines de lucro, no obstante lo cual cobra tasas de interés sobre los microcréditos. La variable dependiente es de tipo categórica, señalando la situación de repago del microcrédito, entre cuatro alternativas: pagado por adelantado, pagado en tiempo y forma, moroso o pagado con fondos de garantía. Las variables independientes utilizadas son 9, representativas de características individuales del prestatario, del microcrédito y del negocio (Tabla 3.25). Los resultados indican que los prestatarios solteros tienen una mayor probabilidad de incumplimiento que los casados, mientras que la pertenencia del negocio al sector de actividad terciario ejerce un efecto similar en el incumplimiento. Por otro lado, un mayor nivel de educación se corresponde con un menor nivel de impago y también son factores reductores del incumplimiento el hecho de tener nacionalidad portuguesa, la existencia de fuentes extra de ingresos laborales y el desempeño del negocio en el sector secundario de actividad. La utilidad del presente trabajo refiere a la consideración de cuatro estadios alternativos en relación al impago, lo cual es abordado también en nuestro trabajo, considerando definiciones alternativas de morosidad. Por otro lado, se trata de una base de datos parsimoniosa, en línea con Schreiner (2004a, 2004b, 2003, 1999a, 1999b), y consistente con el número de variables significativas determinadas en los modelos utilizados en esta investigación.

**Tabla 3.25.** Determinantes del riesgo de crédito en Mota *et al.* (2018)

Variable	Definición
Edad	Cuantitativa
Género	Hombre/Mujer
Nivel de educación	Primaria/Secundaria/Universitaria
Estado civil	Casado/Comprometido/Solero/Divorciado/Separado/Viudo-a
Nacionalidad portuguesa	Si/No
Fuente extra de ingresos laborales	Si/No
Monto del microcrédito (euros)	Cuantitativa
Plazo del microcrédito (meses)	Cuantitativa
Sector de actividad	Primario/Secundario/Terciario

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Mota *et al.* (2018)

En una nueva aplicación para zonas rurales, Zhang *et al.* (2018) analizan un modelo de *credit scoring* sobre una base de microcréditos en China utilizando modelos alternativos de árboles de clasificación y regresión. Se utilizan 44 variables independientes (Tabla 3.26), representativas de información básica sobre el prestatario, capacidad e intención de repago, garantía y entorno macroeconómico, de las cuales seis variables resultaron significativas. El modelo finalmente seleccionado registra un error total del 14.58% en la muestra de entrenamiento y del 15.83% en la muestra de testeo, superando a los árboles de clasificación alternativos utilizados. La relevancia del presente trabajo radica, similarmente a lo anotado para Mota *et al.* (2018), en la parsimonia del conjunto de variables significativas de los modelos no paramétricos considerados, lo cual se entiende especialmente relevante para determinar las características del impago en la población rural, a efectos de incrementar la eficiencia de los modelos de *credit scoring* y disminuir los costos asociados a su implementación.

**Tabla 3.26.** Determinantes del riesgo de crédito en Zhang *et al.* (2018)

Variable	Definición
Edad	Cuantitativa
Nivel de educación	Categórica
Estado civil	Categórica
Género	Categórica
Número de integrantes de la familia	Cuantitativa
Habilidades laborales del prestatario	Categórica
Ingreso neto del negocio (RMB)	Cuantitativa
Ingreso neto anual/PBI per cápita (%)	Cuantitativa
Ingreso neto del prestatario (RMB)	Cuantitativa
Gastos familiares (RMB)	Cuantitativa
Total gastos (RMB)	Cuantitativa
Tipo de residencia	Categórica
Año de residencia	Categórica
Saldo vigente de cuenta bancaria (RMB)	Cuantitativa
¿Tiene préstamos vigentes?	Sí/No
Depósito bancario (RMB)	Cuantitativa
¿Tiene garantía?	Sí/No
Ingreso mensual del garante (RMB)	Cuantitativa
Estado de garantía conjunta	Categórica
Relación con garantes	Categórica
Ingreso neto per cápita de un hogar rural (RMB)	Cuantitativa
Valor de cosecha agrícola (RMB)	Cuantitativa
Tasa de crecimiento del PBI regional	Cuantitativa
PBI	Cuantitativa
Balance de depósitos de residentes (RMB)	Cuantitativa
Coeficiente de Engel	Cuantitativa
¿Tiene préstamo privado?	Sí/No
Número de préstamos morosos	Cuantitativa
Número de solicitudes de préstamos	Cuantitativa
Registro de préstamos del prestatario	Categórica
Estado de reputación social	Categórica
Gastos/Ingresos (%)	Cuantitativa
Propiedad total (RMB)	Cuantitativa
Ingresos agrícolas netos (RMB)	Cuantitativa
Ingresos no agrícolas/Total ingresos (%)	Cuantitativa
Costo de educación anual de los hijos (RMB)	Cuantitativa
Número de trabajadores	Cuantitativa
Propósito del microcrédito	Categórica
Valor de la propiedad de la residencia (RMB)	Cuantitativa
Valor de la residencia (RMB)	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas. RMB es el Renminbi, moneda de curso legal en China.

Fuente: elaboración propia en base a Zhang *et al.* (2018)

### 3.4.2. Aplicación de varias herramientas de *credit scoring*

Como primer exponente de artículos académicos sobre *credit scoring* en microfinanzas que exploran la aplicación de diferentes herramientas estadísticas y comparan su precisión a los efectos predictivos, puede citarse a Bensic *et al.* (2005), que utiliza una base de créditos provistos a pequeños y medianos emprendimientos, fundamentalmente *start-ups*, por parte de una asociación de ahorro y crédito en Croacia. En particular, los autores comparan el comportamiento predictivo del impago usando alternativamente la regresión logística, las redes neuronales –utilizando cuatro algoritmos alternativos: retropropagación (*backpropagation*), red de función de base radial (*radial basis function network*), probabilístico y cuantificación del vector de aprendizaje (*learning vector quantization*)- y los árboles de decisión CART, para clasificar adecuadamente entre créditos morosos y no morosos. El tamaño de la muestra consiste en 160 solicitudes de préstamos e incluye a prestatarios previamente aceptados y también a los que resultaron rechazados. La Tabla 3.27 detalla la descripción de las variables utilizadas en el modelo. El trabajo concluye que el modelo de redes neuronales basado en un algoritmo probabilístico es el que observa mejores indicadores predictivos (la tasa de aciertos más alta y el error del tipo I más bajo). Este modelo señala un conjunto de diez variables que resultan relevantes para la evaluación de crédito de los pequeños y medianos emprendimientos para la muestra observada, especialmente, las características del programa de crédito (forma de pago de intereses, período de gracia, forma de pago del capital, duración en meses del período de pago y tasa de interés), y algunas características personales del empresario y del emprendimiento. El aporte a esta línea de investigación por parte de Bensic *et al.* (2005) radica en la consideración alternativa de herramientas paramétricas y no paramétricas de *credit scoring*, a efectos de evaluar su mayor eficiencia desde el punto de vista predictivo.



**Tabla 3.27.** Determinantes del riesgo de crédito en Bensic *et al.* (2005)

Variable	Definición
<b>Características del emprendimiento</b>	
Principal actividad del emprendimiento	Producción textil/venta de autos/producción de alimentos/servicios médicos e intelectuales/agricultura/Construcción/Turismo
¿Está comenzando un nuevo negocio?	Si/No
¿Necesita adquirir el equipamiento necesario para el emprendimiento?	Si/No
Número de empleados	Cuantitativa
<b>Características personales del emprendedor</b>	
Ocupación del emprendedor	Granjero/Comerciante minorista/Constructor/Ingeniero eléctrico/Medico/Químico
Edad del emprendedor	Cuantitativa
Ubicación del emprendimiento	Región 1/Región 2/Región 3/Región 4
<b>Características de la relación con la IMF</b>	
¿Es la primera vez que esta IMF le concede crédito?	Primera vez/Segunda o tercera vez
<b>Características del programa de crédito</b>	
Método de repago de intereses	Mensual/Trimestral/Semestral
¿Existe un período de gracia en repago del crédito?	Si/No
Método de repago del principal	Mensual/Anual
Duración en meses del periodo de repago del crédito	Cuantitativa
Tasa de interés	Cuantitativa
Monto del crédito	Cuantitativa
<b>Plan de crecimiento</b>	
% planeado de reinversión de utilidades	50-70%/30-50%
<b>Idea empresarial</b>	
Clara visión del negocio	Si/No/Negocio en marcha
Principales características de los bienes/servicios del emprendedor en relación a otros	Calidad/Producción/Servicio, precio/Reputación/Sin respuesta
Venta de bienes/servicios	Local/Clientes definidos/Una región/Todo el país/Sin respuesta
<b>Plan de marketing</b>	
Publicidad de bienes/servicios	Sin publicidad/Todos los medios/Venta personal/Internet/Sin respuesta
Alerta de competencia	Sin competencia/Respuesta amplia/Competencia definida/Sin respuesta

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Bensic *et al.* (2005)

Comparando dos herramientas estadísticas de *credit scoring* paramétricas, Diallo (2006) elaboró un modelo para predecir la probabilidad de incumplimiento de microcréditos utilizando una muestra de 269 emprendedores individuales de una IMF de Mali. Las metodologías utilizadas consisten en una regresión logística y un análisis discriminante múltiple en el que únicamente cinco variables explicativas resultaron significativas, las cuales se indican en la Tabla 3.28 junto con el resto de variables incluidas en el modelo. Diallo (2006) plantea como objetivo determinar los factores que afectan el incumplimiento de un préstamo, definido como el atraso de 30 días o más en el pago de al menos una cuota. Los resultados de Diallo (2006) demuestran que la relación a largo plazo con el cliente, la tasa de interés y el tiempo de espera –entre la solicitud y la concesión del microcrédito– son factores que reducen la probabilidad de impago, mientras que los costes requeridos en la solicitud de préstamo –relativos al valor del préstamo– y el racionamiento en el importe desembolsado del crédito en relación al originalmente solicitado, son factores que aumentan la probabilidad predicha de incumplimiento. En general, el modelo desarrollado predice correctamente algo más del 70% de los casos y se concluye que el modelo de regresión logística mejora la capacidad predictiva del análisis discriminante. En suma, este trabajo destaca la importancia de mantener una relación de largo plazo con los microemprendedores financiados, a efectos de reducir la probabilidad de impago de la cartera gestionada por la IMF.

**Tabla 3.28.** Determinantes del riesgo de crédito en Diallo (2006)

Variable	Definición
Edad del emprendedor	Cuantitativa
Ocupación del emprendedor	Categórica
Nivel de educación del emprendedor	Categórica
Género	Binaria
Estado civil	Categórica
No. de hijos	Cuantitativa
Ingresos mensuales estimados	Cuantitativa
Monto del préstamo solicitado	Cuantitativa
Monto del préstamo desembolsado	Cuantitativa
Tipo de garantía	Categórica
Capacidad de reembolso	Cuantitativa
Relación con empleados o funcionarios electos de la IMF	Sí/No
Propósito del préstamo	Categórica

Variable	Definición
Condiciones financieras	Cuantitativa
Valor estimado de las garantías materiales	Cuantitativa
Morosidad del préstamo	Sí/No
Frecuencia de reembolso	Cuantitativa
Porcentaje del préstamo en morosidad	Cuantitativa
Número de días entre la solicitud y la aceptación del crédito	Cuantitativa
Número de préstamos recibidos anteriormente por el prestatario	Cuantitativa
(Monto solicitado - monto desembolsado del préstamo)/Monto desembolsado	Cuantitativa
Tasa de interés anualizada	Cuantitativa
Importe de condiciones financieras previas/Importe total del préstamo	Cuantitativa
Causas del impago	Categorica
Duración del préstamo (días)	Cuantitativa
Experiencia de oficiales de crédito (años)	Cuantitativa
Capacidad de pago mensual/Importe mensual de cuotas	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Diallo (2006)

En lo que constituye la primera aplicación de modelos SVM como herramientas de *credit scoring* en esta línea de investigación, Kim y Sohn (2010) desarrollan un modelo para predecir el impago de las PYMEs con alto potencial de crecimiento en tecnología en Corea del Sur. A estos efectos, utilizan información correspondiente a 4,590 garantías de crédito, concedidas por el gobierno entre 1997 y 2002. Las herramientas aplicadas son los modelos SVM, en comparación con la regresión logística y las redes neuronales con algoritmo de retropropagación. Se consideran varias variables explicativas relativas a características de las empresas, ratios financieros, indicadores económicos y factores de evaluación de la tecnología (Tabla 3.29). Los resultados reportados indican la superioridad en la precisión predictiva del incumplimiento de los modelos SVM frente a los modelos de regresión logística y redes neuronales. El aporte fundamental del trabajo se basa en la aplicación conjunta de técnicas paramétricas y no paramétricas a efectos de predecir el impago en relación a la gestión eficaz de los fondos gubernamentales a destinar a las PYMEs seleccionadas. Esto guarda estrecha relación con la estrategia metodológica y la base de datos a utilizar en la presente investigación, ya que la implementación de modelos de *credit scoring*

considera alternativamente herramientas estadísticas paramétricas y no paramétricas y se utiliza una base de datos del sector público.

**Tabla 3.29.** Determinantes del riesgo de crédito en Kim y Sohn (2010)

Variable	Definición
<i>Características de PyMEs</i>	
Cotización bursátil de la empresa	Si/No
Antigüedad de la empresa certificada por SMBA	Si/No
Empresa de capital de riesgo	Si/No
Auditor externo	Si/No
Inversión extranjera	Si/No
Administración experta	Si/No
Patente	Si/No
Empresa conjunta	Si/No
<i>Ratios financieros</i>	
Ingreso neto a activos totales	Cuantitativa
Ingreso neto a capital de accionistas	Cuantitativa
Ingreso neto a ventas	Cuantitativa
Turnover de activos totales	Cuantitativa
Turnover de capital de accionistas	Cuantitativa
Tasa de crecimiento de activos totales	Cuantitativa
Tasa de crecimiento de capital de accionistas	Cuantitativa
Tasa de crecimiento de ventas	Cuantitativa
Ratio de deuda	Cuantitativa
<i>Factores de evaluación tecnológica</i>	
Administración	Conocimiento tecnológico/Experiencia en tecnología/Habilidad de administración/Provisión de fondos/Recursos Humanos
Tecnología	Ambiente de desarrollo tecnológico/Productos de desarrollo tecnológico/Nuevo desarrollo tecnológico/Superioridad tecnológica/Potencial de comercialización tecnológica
Comercialización	Potencial de Mercado/Características del Mercado/Competitividad del producto
Rentabilidad	Calendario de ventas/Progreso del negocio (nuevos) o Importe de ventas (existentes)/Retorno de la inversión (nuevos) o rentabilidad (existentes)

Variable	Definición
<i>Indicadores económicos</i>	
Índice de ambiente de negocios total	Cuantitativa
Índice de situaciones económicas de PYMEs	Cuantitativa
Índice económico precedente	Cuantitativa
Índice de encuesta de negocios	Cuantitativa
Índice coreano compuesto de precios de bolsa	Cuantitativa
Índice de precios al consumidor	Cuantitativa
Tasa de rentabilidad de bonos domésticos en los últimos tres años	Cuantitativa
Tipo de cambio WON/U\$S #	Cuantitativa
Precio del petróleo	Cuantitativa

Notas: Small and Medium Business Administration (SMBA). # WON es la moneda de curso legal en Corea del Sur y U\$S representa el dólar norteamericano. Las variables sombreadas resultaron significativas.

Fuente: elaboración propia en base a Kim y Sohn (2010)

Focalizado en Perú, Cubiles *et al.* (2013) distinguen entre préstamos con y sin incumplimiento en una IMF peruana, a partir de la utilización de varias técnicas de *credit scoring* que son: análisis discriminante lineal y cuadrático, regresión logística, árboles de clasificación CART, redes neuronales, modelos SVM y métodos de ensamble. Al respecto, entre los métodos de ensamble, se encuentran los métodos de *bagging* (*bootstrap aggregating*, agregación por bootstrap), *boosting*, que pretenden fortalecer algoritmos de bajo aprendizaje y *random forests*, que crean una agrupación de árboles CART a partir de un número aleatorio de variables. La base de datos utilizada corresponde a información sobre microcréditos concedidos por EDPYME Proempresa en el período 2003-2008, que incluye características personales de los emprendedores, ratios financieros y económicos de los micro y pequeños emprendimientos, características de la operación de préstamo y del contexto macroeconómico (Tabla 3.30). En este trabajo un crédito se define en incumplimiento cuando muestra un atraso en el pago de por lo menos quince días. El estudio concluye que los enfoques no paramétricos permiten una mejor precisión en la clasificación entre buenos y malos pagadores, frente a los métodos tradicionales para microcréditos (análisis discriminante

lineal y cuadrático y regresión logística), resultando que el mejor modelo es el basado en redes neuronales. Asimismo, los modelos de redes neuronales registran un mejor comportamiento predictivo que los modelos de ensamble.

Utilizando la misma base de datos que Cubiles *et al.* (2013), Blanco *et al.* (2013) desarrollan un modelo de *credit scoring* para la industria de microfinanzas utilizando redes neuronales, y comparando el desempeño de este modelo con el análisis discriminante lineal, el análisis discriminante cuadrático y la regresión logística. Sobre un total de 5,451 préstamos, desembolsados entre 2003 y 2008, se construyen diecisiete modelos, de los cuales catorce responden al enfoque de redes neuronales. Los resultados obtenidos confirman que los modelos no paramétricos de redes neuronales tienen, en general, una mayor precisión y unos costes por errores de clasificación más pequeños que los modelos paramétricos clásicos tradicionales de *credit scoring*.

En una investigación complementaria aplicada sobre la misma base de datos que Cubiles *et al.* (2013) y Blanco *et al.* (2013), Blanco *et al.* (2014) utilizan la técnica no paramétrica de *credit scoring* denominada SVM para predecir la probabilidad de que el microempresario enfrente problemas financieros, entendiendo por tal que experimenten retrasos en los pagos de los préstamos de por lo menos quince días. A dichos efectos, se utilizan variables de tres tipos, esto es, ratios financieros correspondientes al negocio del microempresario, información no financiera relacionada con las características personales del microempresario, así como las características del préstamo y variables relacionadas con el entorno macroeconómico en el que fue implementado el negocio. Los resultados obtenidos por Blanco *et al.* (2014) confirman que el método no paramétrico SVM tiene un mejor desempeño que el modelo de regresión logística tradicional. Por otro lado, se confirma que el uso de información no financiera y macroeconómica aumenta la precisión de los modelos, no solamente incrementando la precisión del modelo y la

tasa de predicciones correctas, sino también disminuyendo su índice de Brier y los errores de Tipo I y de Tipo II<sup>37</sup>.

La Tabla 3.30 identifica las variables utilizadas en los análisis de Cubiles *et al.* (2013), Blanco *et al.* (2013) y Blanco *et al.* (2014). Los tres trabajos referenciados han realizado un gran aporte a la línea de investigación sobre *credit scoring* en IMFs, analizando la aplicación de herramientas paramétricas y no paramétricas para predecir el impago en una base de microcréditos en Perú. Ello se suma al trabajo pionero de Lara (2010), complementado posteriormente por Rayo *et al.* (2010) y Lara *et al.* (2011) sobre *credit scoring* en IMFs.

**Tabla 3.30.** Determinantes del riesgo de crédito en Blanco *et al.* (2013, 2014) y Cubiles *et al.* (2013)

Variable	Definición
<i>Ratios financieros</i>	
Ingresos por ventas/Activos totales	Cuantitativa
Utilidad bruta/Costes operativos	Cuantitativa
Caja/Liquidez total de los activos	Cuantitativa
Caja/Ingresos por ventasx360	Cuantitativa
Deudas totales/(Deudas totales + Patrimonio)	Cuantitativa
Deudas totales/Patrimonio	Cuantitativa
ROA: Ingreso neto/Activos totales	Cuantitativa
ROE: Ingreso neto/Patrimonio	Cuantitativa
<i>Información no financiera</i>	
Ubicación geográfica de la sucursal	Zona central/Periferia
Antigüedad como cliente de la IMF	Cuantitativa
Número de préstamos otorgados previamente	Cuantitativa
Préstamos otorgados en el último año	Cuantitativa
Préstamos denegados previamente	Cuantitativa
Sector de actividad del microempresario	Comercio/Agricultura/Producción/Servicios
Destino del microcrédito	Capital de trabajo/Activos fijos
Calificación del cliente en la IMF	Normal/Con problemas de repago de cualquier tipo
Número total de cuotas pagadas en la historia crediticia	Cuantitativa

<sup>37</sup> Tales medidas han sido definidas previamente.

Variable	Definición
Número total de cuotas con atrasos en la historia crediticia	Cuantitativa
Días promedio de atraso del microempresario	Cuantitativa
Número de días del atraso más importante	Cuantitativa
Sexo del microempresario	Hombre/Mujer
Edad del microempresario en el momento de solicitar el préstamo	Cuantitativa
Estado civil del microempresario	Soltero/Grupo familiar
Situación laboral del microempresario	Dueño/Empleado
Tipo de garantía presentada	Declaración jurada/Garantía real
Tipo de moneda del préstamo otorgado	Nuevos soles/Dólares USA
Importe del microcrédito	Cuantitativa
Número de cuotas mensuales del microcrédito otorgado	Cuantitativa
Tasa de interés mensual del microcrédito	Cuantitativa
Predicción del oficial de préstamos para el vencimiento del crédito	Sin problemas/Con problemas
<b>Indicadores macroeconómicos</b>	
Variación del Producto Bruto Interno	Cuantitativa
Variación del Índice de Precios al Consumidor	Cuantitativa
Variación de la tasa de empleo	Cuantitativa
Variación del tipo de cambio Nuevo Sol-Dólar estadounidense	Cuantitativa
Variación de la tasa de interés	Cuantitativa
Variación del índice de bolsa	Cuantitativa
Variación del costo del agua	Cuantitativa
Variación del costo de la electricidad	Cuantitativa
Variación en el costo del uso del teléfono	Cuantitativa

Notas: los indicadores macroeconómicos se miden en el período de repago del préstamo y se expresan como tasas anuales de crecimiento. Las variables sombreadas resultaron significativas.

Fuente: elaboración propia en base a Blanco *et al.* (2013, 2014) y Cubiles *et al.* (2013)

En la primera aplicación de información no estructurada a los modelos de *credit scoring* en microfinanzas, Baklouti (2014) construye un modelo de *credit scoring* basado en un árbol CART, usando una muestra de 377 créditos extendidos a pequeñas y medianas empresas por una IMF de Túnez en el período 2009-2013. La Tabla 3.31 ilustra el detalle de las variables incorporadas en el análisis, donde se incluyen algunas representativas de los rasgos psicológicos



del deudor a efectos de estimar si mejoran la evaluación de la capacidad de crédito de la IMF. La consideración de la información sobre el carácter personal del cliente, obtenida mediante entrevistas directas con las PYMEs, constituye la aportación más relevante de este trabajo. Al respecto, Baklouti (2014) concluye que la inclusión de las variables de tipo psicológico permite realizar una reducción del 4.8% en los costes por errores en la clasificación entre buenos y malos créditos. Los resultados del modelo CART son comparados con los correspondientes a la aplicación de una regresión logística y un análisis discriminante. En este punto, el autor establece que el modelo CART es superior a aquellos en términos de la tasa global de predicción, permitiendo disminuir los errores de clasificación de tipo I y II.

**Tabla 3.31.** Determinantes del riesgo de crédito en Baklouti (2014)

Variable	Definición
<i>Variables demográficas del deudor</i>	
Edad (años)	Cuantitativa
Sexo	Hombre/Mujer
Estado civil	Soltero/Casado
Nivel educacional	Nivel educacional bajo/Graduado y nivel educacional más alto
Experiencia laboral (años)	Cuantitativa
Teléfono en la casa	Ninguno/Registrado bajo el nombre del solicitante
<i>Características del préstamo</i>	
Importe del crédito	Cuantitativa
Propósito del crédito	Creación del negocio/Extensión del negocio
Sector de actividad	Agricultura/Servicios/Artesanías/Pequeños comercios
<i>Comportamiento de pago</i>	
Número de créditos anteriores	2 préstamos/1 préstamo/Nuevo cliente
Mora en créditos anteriores	Nuevo cliente/Todos los créditos pagados en fecha/Atraso en pago en el pasado
<i>Variables psicológicas del deudor</i>	
Sobreestimación de las capacidades del individuo	Primer rasgo psicológico del solicitante
Mejor que el promedio	Segundo rasgo psicológico del solicitante
Ilusión de control	Tercer rasgo psicológico del solicitante
Inteligencia emocional	Cuarto rasgo psicológico del solicitante

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia a partir de Baklouti (2014)

Aplicando un modelo de *credit scoring* a una institución de finanzas islámicas, Abdou *et al.* (2014) analizan la probabilidad de que una solicitud de crédito sea rechazada, siguiendo la aplicación de modelos de análisis discriminante múltiple, regresión logística y redes neuronales a una base de datos de 487 solicitudes de crédito en el Reino Unido. Una característica distintiva de este tipo de instituciones es que concede créditos a empresas sin el cobro de intereses u otros gastos, esto es, sin fin de lucro, debido a la prohibición del cobro de intereses sobre préstamos establecida en las leyes del Islam. Las variables utilizadas en estos modelos se identifican en la Tabla 3.32. Los resultados indican que las variables representativas de los gastos mensuales, la edad del solicitante y su estado civil son las que afectan principalmente la decisión de rechazo de la solicitud de crédito. La relevancia de este trabajo radica en la aplicación de un modelo de *credit scoring* sobre una IMF en la que no se incluye el cobro de interés a los microcréditos, debido a razones de tipo cultural, asimilable al programa de créditos gubernamentales analizado en la presente investigación, en el que tampoco se pacta el cobro de intereses.

**Tabla 3.32.** Determinantes del riesgo de crédito en Abdou *et al.* (2014)

Variable	Definición
Edad del solicitante	Cuantitativa
Genero	“1” si es mujer
Estado civil	Soltero/Casado/Divorciado
Numero de dependientes en la familia	Cuantitativa
Relación con el domicilio	“1” si es Alquilado
Propiedad de un auto	Sí/No
Ocupación	Servicio de atención de llamadas/Consejo/Oficina/Minorista/Vendedor/Empresario autónomo/Estudiante/Taximetrista
Tipo de trabajo	Tiempo completo/Tiempo parcial
Tipo de ingresos	Fijos/Variables
Tipo de crédito	Ninguno/Tarjeta de crédito/Familia y amigos
Sobregiro	Sí/No
Ingresos mensuales	Cuantitativa
Gastos mensuales	Cuantitativa
Importe del préstamo	Cuantitativa
Duración del préstamo	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia a partir de Abdou *et al.* (2014)

En una nueva aplicación de información no estructurada a los modelos de *credit scoring* en una IMF, De Cnudde *et al.* (2015) realizan un modelo para clasificar el impago a partir de una base de 4,985 microcréditos en Filipinas, usando información sociodemográfica del prestatario, del microcrédito y proveniente de la red social Facebook (Tabla 3.33). En consecuencia, en este trabajo se suma a la información estructurada sobre el prestatario y el microcrédito, la proveniente de una red social que, de acuerdo a los autores, provee información sobre el carácter o intención de pago del deudor. Como metodología, se utiliza una máquina de soporte vectorial, empleando modelos individuales de información según categoría y un método de ensamble con todas las categorías de información. Adicionalmente, De Cnudde *et al.* (2015) utilizan un método gráfico de clasificación, basado en matrices o gráficos bipartitos, donde se conecta a los clientes de microcréditos con sus intereses, y posteriormente se crea una proyección ponderada de cada matriz, a partir de la unión de aquellos clientes con intereses comunes. Esta última técnica, que resulta de aplicación a grandes bases de datos, tiene no obstante un comportamiento predictivo inferior que los métodos de ensamble (*ensemble methods*). Estas herramientas se caracterizan por utilizar varios algoritmos de aprendizaje (por ejemplo, redes neuronales, árboles CART) en forma conjunta para mejorar la capacidad predictiva de los modelos. Además, De Cnudde *et al.* (2015) agregan que el método de ensamble es superior a cada uno de los modelos individuales, pudiendo complementar el proceso de evaluación manual del crédito aplicado generalmente en las IMF. En particular, se aplican SVM individuales y posteriormente métodos de ensamble clasificados por modelos SVM, que incluyen toda la información sobre características sociodemográficas, “intereses parecidos”, “relaciones parecidas”, “amigos” y “mejores amigos por siempre” (ver Tabla 3.30), estableciendo el mejor poder predictivo del método de ensamble frente a los SVM individuales. Los autores concluyen que la información extraída de la red social denominada “intereses parecidos” provee un mayor poder predictivo explicativo que la información de “amigos” y “mejores amigos por siempre”, de acuerdo a las definiciones de la Tabla 3.33. La utilidad de este trabajo

se basa en la consideración de otros modelos no paramétricos que, por su grado de complejidad, no son incluidos en las clasificaciones habituales de la literatura analizada, permitiendo el análisis de información no estructurada del deudor proveniente de redes sociales.

**Tabla 3.33.** Determinantes del riesgo de crédito en De Cnudde *et al.* (2015)

Variable	Información
Características sociodemográficas de una persona	Características sociodemográficas parecidas
Personas que gustan de una página en Facebook	Intereses parecidos
Personas que gustan de una categoría de una página en Facebook	Intereses parecidos
Personas que conforman un grupo en Facebook	Intereses parecidos
Personas que tienen un cierto nivel de educación	Intereses parecidos
Personas que trabajan para un mismo empleador	Intereses parecidos
Personas que tienen ciertos trabajos u oficios	Intereses parecidos
Personas que comentan en el status de la misma persona	Intereses parecidos
Personas mencionadas en una de las fotos de una misma persona	Intereses parecidos
Personas mencionadas en uno de los vínculos de una misma persona	Intereses parecidos
Personas mencionadas en uno de los status de una misma persona	Intereses parecidos
Personas a las que le gustan uno de los videos/status/fotos/comentarios de una misma persona	Intereses parecidos
Personas que comentan en el mismo status de una persona	Intereses parecidos
Personas mencionadas en la misma foto de una misma persona	Intereses parecidos
Personas mencionadas en el mismo vinculo de una misma persona	Intereses parecidos
Personas mencionadas en el mismo status de una misma persona	Intereses parecidos
Personas mencionadas en el mismo video de una misma persona	Intereses parecidos
Personas a las que le gustan el mismo video/status/foto/comentario de una misma persona	Intereses parecidos
Personas que hacen (o reciben) comentarios desde (hacia) la misma persona	Relaciones parecidas
Personas que se mencionan unas a otras en una de sus fotos	Relaciones parecidas
Personas que se mencionan unas a otras en uno de sus links	Relaciones parecidas

Variable	Información		
Personas que se mencionan unas a otras en uno de sus status	Relaciones parecidas		
Personas que se mencionan unas a otras en uno de sus videos	Relaciones parecidas		
Personas que se gustan unas a otras en sus videos/status/fotos/comentarios respectivos	Relaciones parecidas		
Personas que se hacen amigas de otras	Amigos		
Personas que hacen (o reciben) comentarios desde (hacia) la misma persona y son amigos	Mejores siempre	amigos	por
Personas que se mencionan unas a otras en una de sus fotos y son amigos	Mejores siempre	amigos	por
Personas que se mencionan unas a otras en uno de sus links y son amigos	Mejores siempre	amigos	por
Personas que se mencionan unas a otras en uno de sus status y son amigos	Mejores siempre	amigos	por
Personas que se mencionan unas a otras en uno de sus videos y son amigos	Mejores siempre	amigos	por
Personas que se gustan unas a otras en sus videos/status/fotos/comentarios respectivos y son amigos	Mejores siempre	amigos	por
Personas que tienen cualquier tipo de interacción y son amigos	Mejores siempre	amigos	por

Notas: Todas las variables especificadas en la tabla resultaron significativas en el modelo de *credit scoring*, no estando disponible la información sobre otras variables consideradas en el modelo.

Fuente: elaboración propia a partir de De Cnudde *et al.* (2015)

En una aplicación que considera métodos paramétricos y no paramétricos de supervivencia, Bos *et al.* (2015) aplican complementariamente un modelo de regresión lineal de panel junto con un modelo de supervivencia y una regresión logística, a efectos de investigar la probabilidad de rechazo de solicitudes de microcréditos presentadas por micro y pequeños emprendimientos en Bosnia Herzegovina e incorporando el impacto en la introducción de un buró de créditos. Asimismo, se estudia la evolución temporal de la probabilidad de impago de los microcréditos, entendiendo por tal un retraso en el pago de 30 o más días. Las variables utilizadas en los modelos se indican en la Tabla 3.34. Los principales resultados indican un aumento en la probabilidad de rechazo de microcréditos con la existencia de un buró de créditos, especialmente en un contexto de alta competencia entre las IMFs. Adicionalmente, la evolución de la probabilidad de impago en el tiempo es diferente para aquellos prestatarios frecuentes de aquellos que

lo son por primera vez, incidiendo además el nivel de competencia en el mercado de microcréditos.

El trabajo de Bos *et al.* (2015) es relevante porque analiza conjuntamente herramientas estadísticas paramétricas y no paramétricas, estudiando no solamente la probabilidad del impago sino también el tiempo hasta el impago. Ello guarda similitud con la estrategia metodológica abordada en este trabajo, en el que se aplican tres herramientas en forma complementaria que son: modelos de regresión binaria logit y probit, modelos de supervivencia y redes neuronales.

**Tabla 3.34.** Determinantes del riesgo de crédito en Bos *et al.* (2015)

Variable	Definición
Importe del préstamo	Cuantitativa
Duración del préstamo	Cuantitativa
Edad del solicitante	Cuantitativa
Genero del solicitante	“1” si el solicitante es hombre
Competencia	1-índice Herfindahl-Hirschman de concentración del mercado de microcréditos
Percepción de competencia	Categoría 1-7
Préstamo/Ingresos	Cuantitativa
Educación del solicitante	1-Ninguna; 2-Primaria; 3-Secundaria; 4-Terciaria
Ingresos mensuales del solicitante	Cuantitativa
¿Pertenece a la zona urbana?	Sí/No
Ingresos estables	Sí/No
Préstamo para activos fijos	Sí/No
Préstamo para activos movibles	Sí/No
Propósito del préstamo: compra de stock	Sí/No
Prestamos del hogar	Sí/No
Colateral personal (número)	Cuantitativa
Colateral social (número)	Cuantitativa
Colateral de terceros (número)	Cuantitativa
Número de préstamos por oficial de crédito	Cuantitativa
Tasa de crecimiento cuatrimestral de sucursales	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia a partir de Bos *et al.* (2015)

Un trabajo reciente donde se comprueba la mayor eficiencia predictiva del modelo logit en relación a técnicas no paramétricas de *credit scoring*, es el de Kammoun y Triki (2016). Estos autores aplican

un modelo basado en redes neuronales a una base de 300 deudores en una IMF en Túnez durante el período 2002-2009. El impago se configura en base a si el deudor ha registrado el atraso en al menos una cuota mensual del préstamo. La Tabla 3.35 muestra la descripción de las variables independientes utilizadas en el modelo. Los resultados obtenidos son comparados con el modelo de regresión logística en base al porcentaje correcto de clasificación entre clientes morosos y no morosos y a las medidas de sensibilidad y especificidad del modelo. Si bien el comportamiento predictivo de ambos modelos es muy similar, los autores optan por el modelo de redes neuronales en atención a que su error de tipo II es un 16.66% inferior que el del modelo de regresión logística, lo que permite que la IMF reduzca sus pérdidas en términos monetarios. Este trabajo es relevante en la medida que no solamente su metodología incluye el análisis comparativo de herramientas paramétricas y no paramétricas, sino que además las características de su base de datos y el programa de microcréditos son comparables con los utilizados en la presente investigación. En concreto, nos referimos a modelos logit y probit, modelos de supervivencia y redes neuronales.

**Tabla 3.35.** Determinantes del riesgo de crédito en Kammoun y Triki (2016)

Variable	Definición
<i>Características personales</i>	
Sexo	Hombre/Mujer
Educación	Graduado universitario/No graduado
Estado civil	Soltero/Casado/Divorciado/Viudo
Edad	Cuantitativa
<i>Características del emprendimiento</i>	
Sector	Industria/Servicios/Agricultura/Comercio/Turismo
Tipo de actividad	Servicios/Pequeños negocios/Agricultura/Artesanías
Ubicación geográfica	Centro de la ciudad/isla Kerkennah/entre 4 a 12 km. de la ciudad/más de 12 km. de la ciudad
<i>Características del crédito</i>	
Importe del crédito	Cuantitativa
Duración del crédito	Cuantitativa
Número de créditos otorgados	Cuantitativa
Período de gracia	Cuantitativa
Período entre solicitud del crédito y desembolso	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia a partir de Kammoun y Triki (2016)

Ayouché *et al.* (2017) desarrollan un modelo de *credit scoring* utilizando una base de datos de 620 microempresarios solicitantes de crédito a una IMF en Marruecos a efectos de discriminar entre aquellos clientes cuya solicitud de crédito fue aceptada de aquellos cuya solicitud fue rechazada. Cabe destacar que, a cambio de la concesión de los microcréditos, la IMF estudiada requiere un contrato de asociación con los microempresarios, en base al cual se acuerda un ratio de distribución de ganancias y pérdidas del emprendimiento y no se pacta el cobro de intereses. La Tabla 3.36 describe las variables independientes utilizadas en el modelo. Los autores realizan un análisis comparativo entre los resultados de la aplicación de un modelo de redes neuronales frente a los modelos de regresión lineal y análisis discriminante. Los resultados confirman que la aplicación del modelo de *credit scoring* basado en redes neuronales tiene una tasa de predicción correcta más alta, así como un menor coste derivado de errores en la clasificación que los modelos alternativos estudiados. Ayouché *et al.* (2017) establecen que la consideración de información cualitativa sobre la asociación entre la IMF y los microempresarios aumenta la calidad predictiva del modelo. Este trabajo resulta de utilidad para la presente investigación ya que, a semejanza de Abdou *et al.* (2014), la base de microcréditos investigada en nuestro trabajo no pacta una tasa de interés por la concesión de los microcréditos.

**Tabla 3.36.** Determinantes del riesgo de crédito en Ayouché *et al.* (2017)

Variable	Definición
<b>Características personales</b>	
Sexo	Hombre/Mujer
Situación familiar	Soltero/Casado/Divorciado/Desconocido
Edad	Cuantitativa
Ocupación	Comerciante/Artesano/Agricultor/Estudiante
Empleo actual desde:	Desempleado/menos de 1 año/ entre 1 y 7 años/más de 7 años
Vivienda	Alquiler/Propio/Ocupación gratuita
Saldo de cuenta corriente bancaria	0 DHS/[0-2,000 DHS]/más de 2,000 DHS
Historial de créditos	Historial de créditos real
Otros deudores o garantes	Ninguno/Codeudor/Garante
<b>Características de la asociación entre el microemprendimiento y la IMF</b>	
Competencia	Excelente/Muy Bueno/Bueno/Bastante Bueno/Baja



Variable	Definición
Antigüedad	Muy antiguo/Antiguo/Nuevo
Optimización de costos	Transporte/Agotado/Sin optimización de costos
Desarrollo	Puede ser desarrollado/No puede ser desarrollado
Comercialización	Reputación/Valor percibido de un producto
Diversificación	Variedad de productos/Variedad de servicios/Flexibilidad de productos
Cargador portátil	Tiene/No tiene

Notas: DHS es la moneda oficial de Marruecos denominada dirnham. No se identifican en el modelo publicado por los autores aquellas variables que fueron significativas.

Fuente: elaboración propia a partir de Ayouche *et al.* (2017)

Continuando con la evidencia sobre el análisis de supervivencia en microfinanzas, pero esta vez enfocado a predecir el tiempo hasta el impago de préstamos a pequeñas y medianas empresas en Bélgica y el Reino Unido, Dirick *et al.* (2017) aplican variados modelos de supervivencia a diez bases de datos de IMFs. Dependiendo de la base de datos, se utilizan en los modelos entre 6 y 31 variables explicativas, si bien estas no se especifican en el trabajo. De los diferentes modelos de supervivencia utilizados, el modelo de riesgos proporcionales de Cox es el que logra el mejor ajuste, contribuyendo el presente trabajo al conocimiento de diversos criterios de evaluación de modelos estadísticos alternativos.

En un nuevo ejemplo de modelos de *credit scoring* de supervivencia, Bourlès y Cozarenco (2017) analizan si la motivación empresarial y el comportamiento de pago de microcréditos son predictores del tiempo de vida de microemprendimientos en Francia, distinguiendo entre aquellos emprendedores “por necesidad” o “por oportunidad”. Al respecto, entre los resultados obtenidos se destaca la limitación de la motivación intrínseca y los beneficios no económicos para los emprendedores “por necesidad”, mientras que estos aspectos resultan más destacables para los emprendedores “por oportunidad.” La metodología utilizada consiste en un modelo probit y en modelos de supervivencia, y las variables empleadas se presentan en la Tabla 3.37. Los resultados establecen que, si bien los emprendedores “por necesidad” tienen más probabilidad de impago de los microcréditos, el

tiempo de vida de sus emprendimientos resulta similar al de los emprendedores “por oportunidad”. La utilidad de este trabajo reviste, principalmente, en el análisis conjunto de una técnica paramétrica y otra no paramétrica de *credit scoring* de supervivencia para investigar el impacto y el tiempo de vida de los microemprendimientos.

**Tabla 3.37.** Determinantes del riesgo de crédito en Boursès y Cozarenco (2017)

Variable	Definición
Emprendedor “por necesidad”	Sí/No
Emprendedor para evitar desempleo	Sí/No
Edad	Cuantitativa
Género	“1” si es un hombre microemprendedor
Educación (años)	Cuantitativa
Ingreso del hogar	Cuantitativa
Desempleado por 6 meses o más	Sí/No
Importe del proyecto	Cuantitativa
Otras deudas del cliente	Sí/No
¿Es una start-up?	Sí/No
Sector comercial	Sí/No
Si el emprendimiento es una sociedad de responsabilidad limitada	Sí/No
Tasa de incremento de fracaso empresarial al momento de solicitud del crédito	Cuantitativa
Tasa de incremento de fracaso empresarial un trimestre antes del momento de solicitud del crédito	Cuantitativa
Tasa de incremento de fracaso empresarial dos trimestres antes del momento de solicitud del crédito	Cuantitativa
Tasa de incremento de nuevas start-ups al momento de solicitud del crédito	Cuantitativa
Tasa de incremento de nuevas start-ups un trimestre antes del momento de solicitud del crédito	Cuantitativa
Tasa de incremento de nuevas start-ups dos trimestres antes del momento de solicitud del crédito	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia en base a Boursès y Cozarenco (2017)

El primer análisis de modelos de *credit scoring* en Norteamérica – según nuestro conocimiento- fue realizado recientemente por Hassan

*et al.* (2018). Estos autores aplican un modelo de supervivencia para predecir el tiempo hasta el incumplimiento de una base de microcréditos otorgados por una cooperativa de crédito de Estados Unidos, en el período 1981-2015, a efectos de minimizar la probabilidad de que sean declarados incobrables. La metodología consiste en métodos paramétricos (modelos AFT) y no paramétricos (modelos de riesgos proporcionales de Cox). Las variables explicativas se detallan en la Tabla 3.38. Los resultados del modelo de Cox confirman los hallazgos del modelo AFT, estableciendo la importancia de las variables obtenidas a partir del reporte de crédito del cliente, como indicadores del tiempo de supervivencia hasta el impago. La principal contribución del presente trabajo se refiere a las características del tiempo hasta el impago de los microcréditos concedidos por cooperativas de crédito, que pueden ser utilizadas asimismo para determinar el alcance de los microcréditos y el riesgo de salida correspondiente.

**Tabla 3.38.** Determinantes del riesgo de crédito en Hassan *et al.* (2018)

Variable	Definición
Edad del cliente (meses)	Cuantitativa
Puntuación de crédito del solicitante	Categórica
Tiempo en la residencia actual	Cuantitativa
Vínculo con la residencia	Alquiler/Propietario/Otro
Meses en que el solicitante ha estado empleado	Cuantitativa
Deuda/Ingresos antes del microcrédito	Cuantitativa
Deuda/Ingresos después del microcrédito	Cuantitativa
Número total de registros públicos de crédito	Cuantitativa
Número total de créditos en gestión de cobro	Cuantitativa
Número total de créditos con atrasos de 30 o más días	Cuantitativa
Número total de créditos concedidos	Cuantitativa
Número total de hipotecas	Cuantitativa
Número total de créditos vigentes	Cuantitativa
Número total de consultas de crédito	Cuantitativa
Importe más alto adeudado por el solicitante	Cuantitativa
Importe máximo de crédito aprobado	Cuantitativa

Variable	Definición
por la institución	
Importe adeudado a la fecha del análisis	Cuantitativa
Importe de deuda a vencer luego de la fecha de análisis	Cuantitativa
Frecuencia mensual de pagos	Sí/No
Tasa de desempleo local - últimos 12 meses	Cuantitativa
Varianza de tasa de desempleo local - últimos 12 meses	Cuantitativa

Notas: las variables sombreadas resultaron significativas

Fuente: elaboración propia a partir de Hassan *et al.* (2018)

Finalmente, en línea con Baklouti (2014) y De Cnudde *et al.* (2015), en Óskarsdóttir *et al.* (2018) se analiza la capacidad predictiva del impago de un modelo de *credit scoring* a partir de la información referente a una aplicación de provisión de microcréditos para teléfonos celulares en Estados Unidos. Se trata de microcréditos concedidos por un plazo de un mes, por importes fijos, considerándose morosos aquellos microcréditos que registran un atraso de dos meses desde que fueron concedidos. La información incorporada en el modelo considera datos sociodemográficos (edad, dirección, historia con el banco, historial de ingresos y egresos de la cuenta, entre otros), comportamiento de llamadas (número y duración de llamadas telefónicas realizadas y recibidas en diferentes días y en diferentes horas del día); caracterización de redes pseudo sociales que se construyen agrupando gente similar, basado en características comunes y los llamados *scores* de influencia, derivados del uso de técnicas de propagación. Al respecto, cabe indicar que las variables utilizadas como insumo de los modelos de *credit scoring* no se especifican en forma exhaustiva en el trabajo. A partir de esa información se construyen redes pseudo-sociales y la metodología aplicada está constituida por árboles de clasificación y regresión, las redes neuronales y la regresión logística. Los resultados indican que las características del comportamiento de llamadas son las más importantes para predecir el impago, mientras que las características sociodemográficas no son significativas. La utilidad del presente trabajo radica en la utilización alternativa de modelos paramétricos y no paramétricos, lo que está en línea con la estrategia metodológica

abordada en la presente investigación, así como en la falta de capacidad predictiva de las variables sociodemográficas, lo que se verifica asimismo en alguno de los modelos considerados en nuestro trabajo.

En definitiva, la revisión de literatura realizada muestra que, a pesar de que el primer artículo académico data ya de veinticinco años (Viganò, 1993), la línea de investigación sobre aplicación de modelos de *credit scoring* a la actividad de las IMFs se encuentra activa, con nuevas publicaciones académicas que se siguen incorporando y que permiten renovar la evidencia empírica sobre la aplicación de estos modelos para complementar la evaluación de crédito realizada por el oficial de crédito de la IMF. Si bien la comparabilidad de los resultados de los modelos no siempre es posible debido a las características de las bases de datos empleadas, el período muestral considerado y el tipo de IMF, entre otros aspectos, se comprueba la utilidad de estos modelos para asegurar la sostenibilidad financiera de las IMF.

Como se remarcó anteriormente, los modelos de *credit scoring* basados en regresiones logísticas son la técnica más utilizada en el ámbito de los microcréditos, tanto considerando aquellos trabajos donde únicamente se aplican modelos paramétricos como el total de trabajos analizados. Si bien a partir de la aplicación de modelos no paramétricos y su comparación con las técnicas tradicionales se ha determinado, en general, la mayor capacidad predictiva de aquellos, en trabajos recientes como Kammoun y Triki (2016) se comprueba que los modelos basados en regresiones logísticas pueden alcanzar una mayor eficiencia en la predicción que los modelos de redes neuronales. Al respecto, los modelos de redes neuronales son las herramientas más utilizadas dentro de las catalogadas como no paramétricas, alcanzando los mayores porcentajes de clasificación correcta entre morosos y no morosos según la evidencia obtenida para IMFs de Asia, América Latina, África y Europa. Asimismo, la literatura revisada ha proporcionado varios ejemplos de aplicación de modelos de supervivencia, demostrando que los factores que predicen el tiempo hasta el impago de un microcrédito son tan importantes como los que predicen la probabilidad de impago, proporcionando una

dimensión adicional y complementaria al estudio empírico del fenómeno de incumplimiento o morosidad en una IMF.

Las tres técnicas estadísticas destacadas anteriormente, es decir, la regresión logit, las redes neuronales y los modelos de supervivencia, serán incluidas en la estrategia metodológica de la presente investigación. De hecho, no se han identificado trabajos previos que aborden la implementación de modelos de *credit scoring* en una IMF o en programas de microcréditos con un fin puramente social, como es este caso, lo cual constituye una de las principales contribuciones del trabajo. La única investigación que podría resultar similar en este aspecto es la realizada por Abdou *et al.* (2014), quienes se refieren a una institución de finanzas islámicas. Ahora bien, mientras en su caso el no cobro de intereses obedece a cuestiones culturales, en esta investigación se busca asegurar la disponibilidad de estos créditos a los sectores de emprendedores de mayor vulnerabilidad socioeconómica.



---

## **CAPÍTULO 4:**

### **MUESTREO Y ANÁLISIS DESCRIPTIVO**

---

- 4.1.INTRODUCCIÓN
- 4.2.PROGRAMA DE FORTALECIMIENTO A  
EMPRESARIOS PRODUCTIVOS EN  
URUGUAY
- 4.3.MUESTRA
- 4.4.VARIABLES: DEFINICIÓN
- 4.5.ESTUDIO ESTADÍSTICO-DESCRIPTIVO
- 4.6.ANÁLISIS DE CORRELACIONES
- 4.7. ANÁLISIS DE DIFERENCIA DE MEDIAS
- 4.8.MAPEO DE LAS POTENCIALES RELACIONES  
ENTRE MOROSIDAD Y VARIABLES  
INDEPENDIENTES: CONCLUSIONES





## CAPÍTULO 4 – MUESTREO Y ANÁLISIS DESCRIPTIVO

### 4.1.INTRODUCCIÓN

La presente investigación se enfoca en analizar el riesgo de crédito derivado de una cartera de préstamos concedidos a emprendedores en situación de vulnerabilidad en Uruguay por una institución de microfinanzas de tipo social. El objeto de estudio, entonces, se enmarca en el primer paradigma de las microfinanzas, constituido por programas de crédito subsidiados, provistos desde la órbita gubernamental o instituciones no gubernamentales en base a donaciones (Robinson, 2001). En concreto, como se ha mencionado, se analizará el Programa de Fortalecimiento a Emprendimientos Productivos en Uruguay o PFEP.

El PFEP del MIDES de Uruguay tiene por objetivo brindar apoyo económico, así como capacitación y acompañamiento, a los emprendedores en situación de vulnerabilidad socioeconómica o pobreza para contribuir a mejorar o complementar sus ingresos familiares. El MIDES se creó en Uruguay en marzo de 2005 con cometidos orientados a las políticas sociales y el desarrollo social. El PFEP destaca dentro de los programas sociales implementados por el MIDES, constituyendo una estrategia de desarrollo local que posibilita la articulación de políticas de apoyo territoriales, en coordinación con otras organizaciones públicas y privadas.

En este capítulo se realiza un estudio de tipo descriptivo en relación con las características de la cartera de microcréditos concedidos a emprendedores uruguayos en situación de vulnerabilidad en el marco del PFEP, con el objetivo de evaluar la aplicación de herramientas de *credit scoring* en capítulos posteriores.

El desarrollo del capítulo es el siguiente. En el siguiente epígrafe, se describe el funcionamiento del PFEP y sus aspectos más relevantes. A continuación, se caracteriza la muestra de microcréditos utilizada en el trabajo, estableciendo el período de estudio y su proceso de construcción. Seguidamente, se definen las variables dependientes e independientes utilizadas en el presente documento de investigación y se desarrolla el análisis estadístico-descriptivo de la información de la cartera de microcréditos. Posteriormente, se consignan los resultados obtenidos del análisis de correlaciones entre las variables y del análisis de diferencia de medias y finalmente se concluye.

#### **4.2.PROGRAMA DE FORTALECIMIENTO A EMPRENDIMIENTOS PRODUCTIVOS EN URUGUAY**

De acuerdo con lo indicado en la Tabla 1.3 del Capítulo 1, el PFEP constituye uno de los programas de microcréditos provistos desde el sector público y el colectivo atendido por el mismo está constituido por aquellos emprendimientos productivos de carácter grupal o familiar con vulnerabilidad socioeconómica. En el marco de la actuación del MIDES, nuevo ministerio creado en el período de gobierno 2005-2010 como articulador de los programas sociales en el Uruguay, el PFEP busca apoyar a los emprendimientos objetivo, desde el punto de vista técnico y financiero, a los efectos de asegurar su sostenibilidad. Proporciona, además, herramientas de apoyo a la formalización, cubre a todos los sectores de actividad y su zona de actuación es en todo el territorio nacional.

Durante el período comprendido entre mayo y agosto de 2006 se realizó la primera convocatoria pública para solicitar financiamiento al PFEP, donde se presentaron un total de 152 emprendimientos de todo el país. De ahí en adelante, el MIDES ha realizado varias convocatorias anuales. Dichas convocatorias constan de unos términos de referencia, donde se indican los requisitos formales, los objetivos generales y específicos del PFEP y la fecha máxima para presentarse.

El PFEP integra dos instrumentos de apoyo a los emprendimientos productivos. En primer lugar, se brinda un apoyo

económico inicial en base a las necesidades y posibilidades de devolución de cada emprendimiento. En segundo lugar, aporta un programa de capacitación y seguimiento para el fortalecimiento de la gestión del emprendimiento y la integración en redes locales. Con respecto a este último punto, el objetivo es fortalecer las sinergias entre los distintos actores de la sociedad civil y el Estado. Estos instrumentos funcionan de forma complementaria.

La población objetivo de emprendimientos postulantes al PFEP debe cumplir las siguientes condiciones:

- Ser hombres o mujeres mayores de 18 años, ciudadanos naturales o legales.
- Los emprendimientos pueden ser de carácter grupal, familiar o individual. Al respecto, se valora especialmente los emprendimientos asociativos<sup>38</sup> y familiares.
- Dependiendo de la convocatoria, disponer de un emprendimiento productivo en funcionamiento o un proyecto productivo a establecer.
- Estar en situación de vulnerabilidad social. La condición de vulnerabilidad social se verifica en base a los criterios establecidos por el MIDES<sup>39</sup> en el marco del Plan de Equidad. Al respecto, se prevé la realización de las visitas necesarias a cada uno de los hogares por el equipo técnico del PFEP.

En cuanto al destino del apoyo económico a recibir por el emprendimiento, el PFEP puede financiar la compra de maquinaria,

---

<sup>38</sup> Se entiende por emprendimiento asociativo, que todos los integrantes trabajen en condiciones de igualdad y que las ganancias o utilidades generadas se distribuyan en forma equitativa entre sus integrantes, no aceptando relaciones de dependencia laboral. Además, todos los emprendedores deben participar colectivamente en alguna parte del proceso productivo o de la comercialización, así como en el proceso de toma de decisiones.

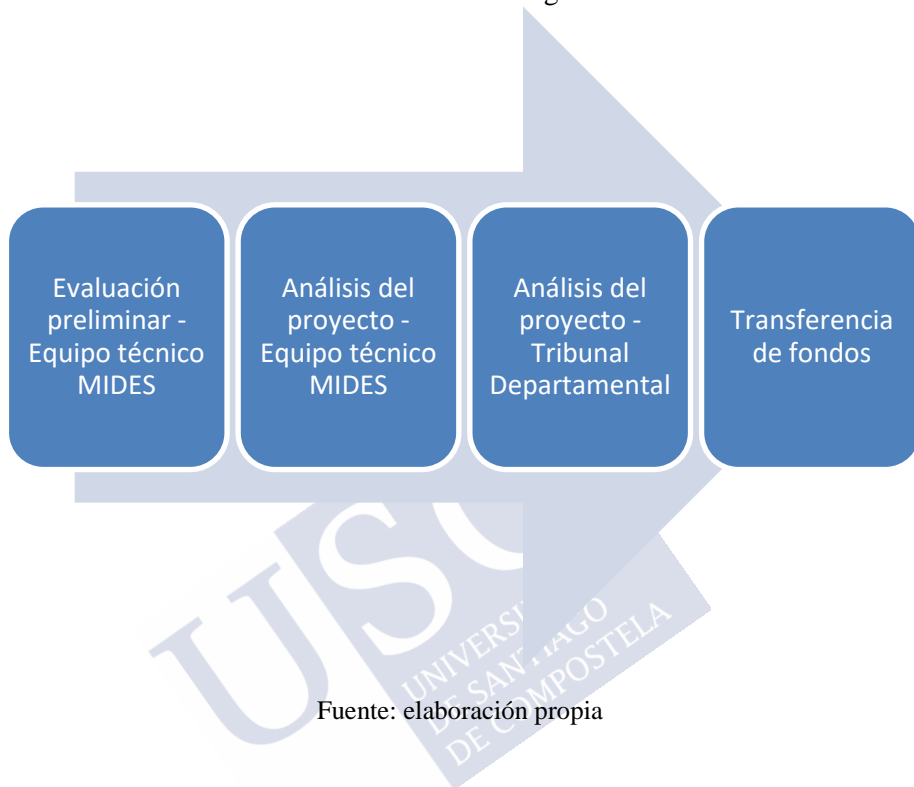
<sup>39</sup> La población prioritaria del Plan de Equidad está constituido por aquellos grupos o sectores sociales cuyas condiciones de vida se encuentran por debajo de la Línea de Pobreza, equivalente según INE (2017) al 6,2 % del total de hogares uruguayos en 2016, siendo Montevideo la región con mayor incidencia de la pobreza (8,3%). A su vez, se consideran hogares en situación de vulnerabilidad socioeconómica a aquellos que presentan incapacidad o serias dificultades para hacer frente a los riesgos sociales y a los requerimientos de la integración social.

herramientas, instalaciones o infraestructura para habilitaciones, materia prima o insumos y todo aquello que contribuya a la mejora del emprendimiento. Sin embargo, no es posible solicitar apoyo económico para honorarios profesionales, sueldos, tarifas públicas, compra de vehículos, arrendamiento de locales o terrenos o deudas anteriores.

Aquellos emprendimientos que sean calificados positivamente para obtener el apoyo económico reciben visitas de asesoramiento y participan de instancias de capacitación y seguimiento, así como de evaluación durante el desarrollo del proyecto empresarial. El inicio del programa de capacitación y seguimiento es comunicado por el equipo técnico del MIDES, en forma directa o a través de la contratación de una Organización de Sociedad Civil (OSC) supervisada por el organismo. Por su parte, los emprendimientos que no reciban apoyo económico pueden acceder a instancias de capacitación y seguimiento si cuentan con el acuerdo del equipo técnico. Además, en caso de que el emprendimiento no se encuentre funcionando, las personas o grupos que tengan una idea del emprendimiento pueden presentarlo en el proceso de incubadora de proyectos, accediendo a capacitaciones específicas para concretar un plan de negocios que recorra las distintas etapas del proceso productivo y la comercialización.

A continuación, se exponen con mayor detalle las etapas constitutivas del análisis de los emprendimientos que se presentan a solicitar financiamiento en el marco del PFEP. La Figura 4.1 ilustra las citadas etapas en secuencia cronológica.

**Figura 4.1.** Análisis de solicitudes de financiamiento presentadas al PFEP.  
Secuencia cronológica



**FASE 1. Evaluación preliminar.** En una primera etapa, el equipo técnico del MIDES–Desarrollo Local, realiza una evaluación preliminar de cada emprendimiento presentado, garantizando que se cumplan con todos los requisitos formales. Los emprendimientos que no cumplan con dichos requisitos no continúan con el proceso de evaluación.

Los requisitos formales exigidos a los emprendimientos para la presentación al PFEP son los siguientes:

1) Integrantes. Emprendimientos asociativos, familiares o individuales, de hogares que se encuentren en situación de vulnerabilidad socio-económica. Todos los titulares de los emprendimientos deben ser mayores de 18 años.

2) Funcionamiento. En todos los casos los emprendimientos deben estar en funcionamiento.

3) Formularios. Los emprendimientos deben completar un formulario de presentación (Anexo II.1) proporcionado por el MIDES con los datos del emprendimiento<sup>40</sup>. Asimismo, todos los integrantes del emprendimiento deben presentar una ficha de identificación (Anexo II.2) donde se relevan datos personales, del núcleo familiar y de las condiciones de vivienda de cada emprendedor<sup>41</sup>.

4) Carta de aval institucional. Conjuntamente con la presentación de los formularios se debe presentar una carta formal de aval institucional, suscrita por una organización pública o privada que conoce al emprendedor/a y la trayectoria del emprendimiento y que manifiesta su respaldo al mismo. Pueden presentarse como aval institucional escuelas, liceos, intendencias municipales y cualquier otro organismo público, clubes deportivos, comisiones vecinales, cooperativas, sindicatos, policlínicas barriales, ONGs y cualquier otra organización social sin fines de lucro.

5) Habilitaciones. A la fecha de firmar el convenio que posibilita la transferencia del apoyo económico del PFEP, los emprendimientos deben tener las habilitaciones y/o permisos correspondientes según el sector de actividad (bromatológicas, sanitarias, permisos de pesca, etc). La excepción será en aquellos casos que parte de la solicitud sea específicamente destinada a la obtención de las habilitaciones requeridas, donde deberá presentar certificación probatoria de que el trámite fue iniciado, aclarando los requerimientos para la obtención definitiva del mismo. En este último caso el MIDES podrá realizar las coordinaciones interinstitucionales necesarias para apoyar la obtención del trámite correspondiente.

6) Presentación de las propuestas. La propuesta debe presentarse en sobre cerrado en el plazo estipulado en la convocatoria respectiva en la oficina central del MIDES o en cualquiera de las Oficinas

---

<sup>40</sup> Disponible en todas las Oficinas Territoriales del MIDES y en su página web.

<sup>41</sup> Esta ficha tiene carácter de declaración jurada.

Territoriales<sup>42</sup> del interior del país. Los sobres deben identificar el nombre del emprendimiento, la identificación de quienes son los responsables del mismo y la localidad y departamento en donde se desarrolla.

7) Contenido de la presentación. Es imprescindible que dentro de cada propuesta se presente un sobre donde se incluya el formulario de presentación del emprendimiento productivo, un formulario personal o ficha de identificación individual por cada integrante del emprendimiento y de condiciones del hogar, y la carta de aval institucional.

En la evaluación preliminar también se tienen en cuenta los criterios de pertinencia y de coherencia de la solicitud de acuerdo con los objetivos del PFEP<sup>43</sup>. Al respecto, como objetivos generales habitualmente se incluye: promover el desarrollo ciudadano a través del impulso a estrategias que generen oportunidades de trabajo e iniciativas de carácter económico, impulsar procesos de inclusión económica y social, y estimular la participación de técnicos locales en los procesos de evaluación y de seguimiento y capacitación. Algunos objetivos específicos incluidos en las convocatorias refieren a: fortalecer y consolidar los procesos de sostenibilidad de emprendimientos, estimular procesos de inclusión social, mediante su incorporación a redes locales, e incorporar información local en la evaluación y seguimiento de los emprendimientos.

**FASE 2. Análisis del proyecto.** Una vez verificado el cumplimiento de los requisitos formales del proyecto, así como con los objetivos de la convocatoria, el equipo técnico del MIDES-Desarrollo Local realiza la evaluación de la viabilidad económico-financiera del proyecto y la medición del impacto del mismo a nivel local.

Al respecto, si fuera necesario, el equipo técnico del MIDES-Desarrollo Local puede realizar talleres de apoyo en la reformulación

---

<sup>42</sup> Las Oficinas Territoriales del MIDES realizan atención descentralizada en barrios y pequeñas localidades de cada departamento, donde se puede procesar la inscripción y acceso a los distintos programas del MIDES y de otros organismos públicos.

<sup>43</sup> Al respecto, ya fue comentado que en toda convocatoria al PFEP constan los objetivos generales y los objetivos específicos de la misma.

de la propuesta, para lo cual puede solicitar información complementaria y proponer ajustes al importe solicitado por el emprendedor. El proceso de análisis puede incorporar a varias instancias de evaluación (entrevistas en la localidad, visitas al emprendimiento, y/o talleres colectivos) donde el equipo técnico apoya y asesora al emprendedor en la reformulación de la propuesta, y recoge los insumos necesarios para realizar el estudio de viabilidad socioeconómica. La asistencia a las instancias en que los emprendedores sean citados resulta de carácter obligatoria. En caso contrario, no se puede continuar el proceso de evaluación, quedando eliminada la propuesta.

El equipo técnico del MIDES-Desarrollo Local realiza la evaluación de los emprendimientos presentados, de acuerdo con la matriz de evaluación que se ilustra en la Tabla 4.1. La citada matriz indica cuatro ítems que son analizados en la Fase 2:

1. “Antecedentes y experiencia”, donde se evalúa la trayectoria del emprendimiento y la experiencia de los emprendedores.
2. “Promoción de equidad”, donde se valora la promoción de relaciones equitativas dentro del emprendimiento, en especial la distribución de roles y ejercicio de toma de decisiones.
3. “Inserción Local”, donde se evalúa la pertinencia del proyecto dentro de la comunidad en la cual se inserta y su interrelación con otros actores locales, especialmente con redes locales.
4. “Viabilidad económico-financiera y del proyecto”, donde se analizan las potencialidades del proyecto, su rentabilidad y sustentabilidad a partir de los indicadores económicos del mismo.

**Tabla 4.1.** Matriz de evaluación de proyectos de emprendimientos

Aspectos a evaluar	Puntaje máximo
Antecedentes y experiencia	20
Promoción de equidad	15
Inserción local	15
Viabilidad económico-financiera y del proyecto	50
<b>Total</b>	<b>100</b>

Fuente: elaboración propia en base a MIDES



El equipo técnico del MIDES-Desarrollo Local evalúa la factibilidad y viabilidad económico-social de las propuestas recibidas en base a un puntaje máximo de 100, exigiéndose el cumplimiento de dos puntajes mínimos: 1) un mínimo del 60% del puntaje asignado al ítem “Viabilidad económico- financiera y del proyecto” (30 puntos), y 2) un puntaje mínimo total de 60 puntos. Aquellas propuestas que cumplen con los requisitos formales de la convocatoria y cuentan con los puntajes mínimos son presentadas a consideración de un Tribunal Departamental en la fase siguiente.

**FASE 3. Tribunal Departamental.** En esta fase actúa un Tribunal Departamental (en adelante, Tribunal) conformado por tres representantes designados por el MIDES (equipo técnico MIDES-Desarrollo Local y de la Oficina Territorial) junto con actores locales de trayectoria comprobada (preferentemente representantes de organismos públicos). El objetivo de esta fase es incorporar criterios territoriales en la selección de los proyectos y promover la participación de técnicos locales en los procesos de evaluación y de acompañamiento y capacitación. El Tribunal puede aportar referencias locales de los emprendimientos y priorizar los proyectos a ser financiados por el PFEP, considerando los recursos institucionales públicos y privados del departamento. En esta fase se valora el aporte del proyecto a la comunidad. En este sentido, se apunta a profundizar la descentralización de la gestión, posibilitando la articulación de políticas de apoyo territoriales en coordinación con otras organizaciones públicas y privadas. Para realizar la selección final por puntaje, los integrantes del Tribunal pueden asimismo realizar entrevistas a los emprendedores.

**Fase 4. Transferencia de fondos.** Para aquellos emprendimientos que superaron las etapas de evaluación preliminar y fases previas, la efectivización de la transferencia de fondos, equivalente al apoyo económico concedido al emprendimiento, se realiza luego de la firma de un convenio donde se concretan los compromisos, derechos y

responsabilidades de las partes. A partir de aquí, se pueden realizar las compras de aquellos bienes que se estipulen en el convenio<sup>44</sup>.

Conviene aclarar que el MIDES no transfiere el dinero directamente al emprendimiento, sino que se lo transfiere a una organización social local, con personería jurídica y sin fines de lucro, conocida como Garante Social. Esta organización realiza las compras al emprendedor cuando recibe los fondos del MIDES. Esta institución no tiene responsabilidad en la devolución del microcrédito, pero sí es responsable de que las compras se realicen en el tiempo y la forma estipulados, debiendo presentar al MIDES una rendición de cuentas. Los bienes quedan a nombre del PFEP que administra el MIDES hasta que el emprendedor cumpla con la devolución del apoyo económico según lo acordado. En caso de incumplimiento, el MIDES se reserva el derecho sobre los bienes adquiridos con el financiamiento, para retornarlos al PFEP y ser reasignados.

Por otro lado, los emprendedores que fueron apoyados en años anteriores por el PFEP y aquellos que están devolviendo el apoyo económico de acuerdo con lo establecido pueden participar en ferias o eventos regionales donde mostrar sus productos o servicios, teniendo como prerequisite que el emprendimiento esté formalizado.

Habiendo explicitado las diferentes etapas de evaluación de los proyectos presentados a las convocatorias del PFEP, en el siguiente apartado se realiza un análisis descriptivo de las variables dependientes e independientes que caracterizan a la base de datos de microcréditos analizada en la presente investigación.

### **4.3.MUESTRA**

El PFEP concede microcréditos desde el año 2006 y a partir del año 2012 la gestión de cobranza de los microcréditos y el procesamiento de la información se encuentran a cargo de la empresa

---

<sup>44</sup> Si el emprendimiento no se presenta para firmar el convenio dentro del plazo de 30 días luego de convocado para efectivizar dicho acto, el MIDES considera que ha renunciado al apoyo.

República Microfinanzas S.A. (RMSA)<sup>45</sup>. Al respecto, RMSA es una sociedad anónima constituida en 2008, cuyo único accionista es el Banco de la República Oriental del Uruguay (BROU), que tiene como misión promover el crecimiento y el desarrollo económico y social de las pequeñas unidades económicas y los sectores de bajos ingresos en el Uruguay, ofreciendo servicios financieros y no financieros.

El convenio suscripto entre MIDES y RMSA en junio de 2012 tiene por objetivo apoyar los procesos que desarrollan los emprendedores en condiciones de vulnerabilidad en el país.<sup>46</sup> En mérito al citado convenio, el MIDES transfirió fondos a RMSA para otorgar los apoyos económicos a los emprendimientos en el marco del PFEP y contratar las OSC y se comprometió además a brindar a RMSA los datos necesarios sobre emprendimientos que requieran del apoyo económico (estudios de viabilidad, informes técnicos socio-económicos, informes de cumplimiento de obligaciones anteriores con el MIDES si los hubiera y otros antecedentes que se estimen relevantes). Por su parte, RMSA se comprometió a gestionar la transferencia y posterior cobro del apoyo económico correspondiente a los emprendimientos aprobados, así como a realizar el procedimiento de contratación y posterior pago de partidas a OSC.

Como se indicó, la población objetivo del PFEP son aquellos emprendimientos productivos en funcionamiento, de carácter grupal o familiar, cuyos integrantes, en el momento de recibir el microcrédito, sean ciudadanos naturales o legales uruguayos, mayores de 18 años. El importe del apoyo económico lo determina cada emprendedor teniendo en cuenta los requerimientos de su negocio y puede destinarse a mejoras de local, maquinaria, herramientas, instalaciones, entre otros. El desembolso y devolución del microcrédito se realiza en pesos uruguayos. Su devolución no implica el pago de intereses y se

---

<sup>45</sup> Dicho convenio tuvo por objeto perfeccionar el proceso de gestión de cobranzas de las cuotas de los microcréditos otorgados en el marco del PFEP, encontrándose vigente un convenio similar para la cobranza del programa de microcréditos del MGAP (ver Tabla 1.3).

<sup>46</sup> En particular, se trata de aquellos emprendimientos evaluados y aprobados por el PFEP y aquellos emprendimientos que no cumplan con los requisitos para ser beneficiarios del PFEP, pero que a criterio del MIDES, sería pertinente que recibieran el apoyo económico.

realiza en efectivo, existiendo la posibilidad de que el MIDES otorgue subsidios a estos emprendimientos, sin requerimiento de devolución.

Con respecto a los subsidios, cabe indicar que el emprendimiento tiene la opción de realizar una devolución en especie de hasta 30% del monto total a devolver, a través de la donación de bienes, productos o servicios a la comunidad, o mediante el pago de tributos relacionados a la actividad del emprendimiento. Asimismo, el equipo técnico del MIDES-Desarrollo Local determina si corresponde que el emprendimiento devuelva un porcentaje menor del dinero prestado, atendiendo a las características del emprendimiento, la viabilidad del proyecto de inversión y las características de los hogares de los emprendedores que lo llevan adelante. Este subsidio puede llegar hasta un máximo del 80% del monto total aprobado.

La base de datos objeto de esta investigación está constituida por 1,357 microcréditos concedidos y desembolsados por el PFEP entre los años 2012 a 2016 y que fueron cancelados hasta febrero de 2017. Si bien el PFEP tiene actividad desde el año 2006, se optó por considerar el período 2012-2016 pues la base de datos existente desde el año 2012 en adelante permitía el acceso a mayor cantidad de información relevante de los microcréditos que la base disponible para el período 2006-2012.

El acceso a la base de datos original y la compilación de información requerida para la construcción de las variables en las que se sostiene esta tesis requirió, además, la consulta de bases de datos públicas en Uruguay entre 2016 y 2017, con la colaboración de MIDES y RMSA. En particular, se accedió a información publicada por el INE y el BCU a efectos de completar información de la base del PFEP, constituyendo bases de carácter secundario en relación a la base de datos principal que es la de PFEP.

En concreto, con el objetivo de delimitar la información necesaria para construir variables representativas de los antecedentes de pago de los emprendedores-clientes del PFEP fue necesario proceder a la fusión de la información de las bases de datos del MIDES y de RMSA. A este respecto, debe indicarse que la base de datos del MIDES contiene información sobre las operaciones de apoyo

realizadas directamente por este organismo, asignando un número de emprendimiento que corresponde a proyectos asociativos. La identificación individual del emprendedor, esto es, su cédula de identidad, pertenece a cualquiera de los integrantes que presentaron el proyecto. Por tanto, la información sobre gestión financiera del MIDES se encuentra clasificada por emprendimiento, no por titular del microcrédito. Consecuentemente, en la base de datos del MIDES no se encuentran detallados todos los integrantes de cada emprendimiento. Esta información consta en cada uno de los convenios firmados, pero resulta imposible incorporarla fácilmente en la base de datos.

Por dichos motivos, para obtener la información sobre antecedentes de pago de microcréditos se debió proceder a la comparación entre las bases de datos 2006-2012 (MIDES) y 2012-2016 (RMSA). Al respecto, la asociación de dichos antecedentes con cada microcrédito analizado surgió de aquellos casos donde se obtuvo coincidencia entre el titular del emprendimiento en el período 2012-2016 según RMSA y el documento de identidad que identificó al emprendimiento en el período 2006-2012, según MIDES. Con relación al porcentaje de repago o amortización del microcrédito por parte del emprendedor, el dato que obra en la base de datos de MIDES es el porcentaje cobrado del microcrédito en cada mes, considerando que las cuotas deben abonarse a más tardar el día 10 del mes siguiente.

#### **4.4.VARIABLES: DEFINICIÓN**

##### **4.4.1. Variables dependientes**

De acuerdo con Schreiner (2000), se establece que la definición de morosidad a utilizar en los modelos de *credit scoring* debe estar en consonancia con lo que se concibe como un atraso “costoso” en cada IMF. En otras palabras, estos modelos deben ser aplicados a la determinación de los riesgos de crédito que resultan más onerosos para la institución (gastos de cobranza, notificaciones al deudor, etc.) y sobre los que, a su vez, esta tiene algún poder de control. De este

modo, esta investigación utiliza cinco definiciones alternativas de morosidad, de acuerdo con las definiciones siguientes:

1. [*cuotamas30*] - Microcrédito que registró el pago de al menos una cuota con retraso de 30 días o más.
2. [*mitad\_o\_menos*] - Microcrédito que sólo registró el pago de la mitad de las cuotas pactadas del préstamo o menos.
3. [*primeracuotaonada*] - Microcrédito respecto al cual solamente se pagó la primera cuota o ninguna.
4. [*promediamas0*] - Microcrédito en el que el promedio de los días de atraso en el pago es mayor que cero.
5. [*promediamas30*] - Microcrédito en el que el promedio de los días de atraso en el pago asciende a 30 días o más.

Para cada una de estas definiciones se creó una variable dicotómica donde el “1” corresponde a los microcréditos que hayan registrado algún tipo de atrasos de acuerdo a las definiciones anteriores, mientras que el “0” es asignado a los microcréditos no comprendidos estos casos.

El primer criterio de morosidad [*cuotamas30*] coincide con el adoptado por el proveedor de los créditos (MIDES), el cual asume que un préstamo es moroso si registra atrasos en el pago una vez transcurridos 30 días a partir del vencimiento de la cuota correspondiente. Esta definición fue utilizada también en Diallo (2006), Dellien y Schreiner (2005) y Rayo *et al.* (2010), entre otros. Por su parte, en Schreiner (2004a) y en Blanco *et al.* (2013, 2014) se utiliza como criterio que exista un retraso en el pago de las cuotas del microcrédito de al menos 15 días, mientras que Binsic (2005) define un crédito moroso como aquel que registra al menos un retraso en los pagos de 46 días o más.

En la literatura se utilizan medidas de morosidad que incorporan promedios de retrasos para identificar pagos reiterados fuera de fecha o bien un único pago realizado muy posteriormente a la fecha indicada en el calendario de pago. A modo de ejemplo, Van Gool *et al.* (2012) definen como créditos morosos aquellos en los que el promedio del retraso por cuota es mayor a 2 días. En el presente trabajo, la quinta

definición [*promedias30*] considera la identificación de aquellos microcréditos que fueron pagados con un atraso promedio de 30 o más días. En la misma línea, existe aproximadamente un 81% de microcréditos que fueron abonados con un promedio positivo de atrasos [*promedias0*], es decir, con algún retraso con respecto a la fecha de pago.

Asimismo, la literatura identifica trabajos que incorporan definiciones de morosidad combinadas. Por ejemplo, en Kim y Sohn (2010) se define un crédito moroso como aquel en el que se verifiquen alguna de las siguientes alternativas: un pago realizado fuera de fecha, la entrega de un cheque sin fondos, cierre de la PYME dentro del período de tres años desde que fue concedida la garantía de crédito, mala reputación de la gerencia y fallas en la comercialización de los productos de la empresa, entre otras. En Dinh y Kleimeier (2007) se concibe un préstamo en situación de morosidad como aquel en el que se verifique un retraso en el pago de 90 días o más o, en su defecto, tres retrasos consecutivos en el pago. Dellien y Schreiner (2005) por su parte establecen una doble definición de morosidad, compuesta por el atraso de al menos una cuota por un período de 30 o más días ó la generación de un promedio de atrasos de 7 o más días por cuota.

A este respecto, las restantes dos definiciones del presente trabajo ([*mitad\_o\_menos*] y [*primeracuotaonada*]) se refieren al no pago de ninguna cuota del préstamo o sólo de la primera, considerando por otro lado aquellos microcréditos cuyas cuotas repagadas sólo alcanzaron a la mitad (o porcentaje menor) del total de cuotas convenidas. Se entendió conveniente incluir estas definiciones en la investigación en función de los guarismos alcanzados por ambas variables, que representa características distintivas de la base de datos de microcréditos analizada.

#### **4.4.2. Variables independientes**

Respecto a los potenciales determinantes del riesgo de crédito utilizados en esta investigación, la Tabla 4.2 identifica 24 variables explicativas agrupadas en cuatro categorías según su naturaleza:

- 1) Características del microcrédito



- 2) Características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor
- 3) Características sociodemográficas del emprendedor
- 4) Características del entorno macroeconómico

La elección de estas variables depende de la disponibilidad de información en las IMF y, de acuerdo con Schreiner (2000), incluye antecedentes del comportamiento de pago del deudor por microcréditos concedidos anteriormente, junto a características de la IMF, del deudor y del microcrédito, además de la extensión y oportunidad de los atrasos en el pago. Viganò (1993), Blanco *et al.* (2013, 2014), Cubiles *et al.* (2013) y Kammoun y Triki (2016) se encuentran dentro de los antecedentes que clasifican en categorías las variables independientes incluidas en los modelos empíricos de aplicación de *credit scoring* a microfinanzas, desde tres y hasta en ocho clases o categorías. De esta forma, el presente trabajo adopta dicha estrategia, que facilita la interpretación de los resultados y la comparación con otras investigaciones similares.

**Tabla 4.2.** Detalle de variables independientes

Variables	Definición
<b>Características del microcrédito</b>	
[año_cred]	Año de desembolso del microcrédito
[importeoper]	Importe del microcrédito concedido en pesos uruguayos
[valorcuota]	Valor de la cuota mensual del microcrédito en pesos uruguayos
[nrocuota]	Número de cuotas mensuales del microcrédito
[porc_subs_1]	Porcentaje que representa el primer subsidio sobre el importe total del apoyo económico concedido al emprendedor
[porc_subs_2]	Porcentaje que representa el segundo subsidio sobre el importe total del apoyo económico concedido al emprendedor
[importeapoyo]	Suma del importe del microcrédito y del/ de los subsidio/-s que correspondan
<b>Características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor</b>	
[cuotas_pagadas]	Cuotas totales pagadas del microcrédito anterior
[cuotas_morosas]	Cuotas totales morosas del microcrédito anterior
[cred_ant]	Número de microcréditos concedidos con anterioridad al microcrédito analizado por parte del MIDES.
[cred_ult_año]	Número de microcréditos concedidos en el último año



Variables	Definición
	anterior al desembolso del microcrédito analizado.
[porc_ult_cred]	Porcentaje pagado del microcrédito anterior
<b>Características sociodemográficas del emprendedor</b>	
[tipo_emprendedor]	Sexo de emprendedor (1= Hombre; 2= Mujer)
[edad_cred]	Edad del prestatario al momento de concesión del microcrédito
[region]	Región geográfica del emprendimiento (1= Norte, 2= Litoral Norte, 3= Litoral Oeste, 4= Sur, 5= Este, 6= Centro)
[sect_act]	Sector de actividad al que pertenece el emprendimiento (1=Sector primario, 2=Industria, 3=Comercio, 4=Servicios)
[antigüedad]	Antigüedad del emprendedor como cliente del PFEP en años
<b>Características del entorno macroeconómico</b>	
[var_m_ipc]	Variación mensualizada del Índice de Precios al Consumo en el período de repago del microcrédito
[var_m_salarios]	Variación mensualizada del Índice Medio de Salarios en el período de repago del microcrédito
[var_m_tasainteres]	Variación mensualizada de la tasa media de interés vigente para los préstamos en efectivo a microempresas en el período de repago del microcrédito
[var_m_empleo]	Variación mensualizada del Índice de Empleo en el período de repago del microcrédito
[var_m_luz]	Variación mensualizada de la tarifa de electricidad en el período de repago del microcrédito
[var_m_agua]	Variación mensualizada de la tarifa del agua en el período de repago del microcrédito
[var_m_pbi]	Variación mensualizada del Producto Bruto Interno (PBI) en el período de repago del microcrédito

Fuente: elaboración propia

## 4.5. ESTUDIO ESTADÍSTICO-DESCRIPTIVO

### 4.5.1. Variables dependientes: la morosidad

La Tabla 4.3 muestra la distribución de la morosidad o impago por cada una de las variables dependientes definidas. De este modo, los resultados muestran que el mayor nivel promedio de impago le corresponde a [promediamas0] y [cuotamas30], que resultan los incumplimientos más leves, mientras que [promediamas30], [mitad\_o\_menos] y [primeracuotaonada] registran menores niveles promedio de impago, que representan incumplimientos con mayor contenido estructural, indicativos de situaciones más problemáticas de morosidad

**Tabla 4.3.** Distribución del impago según definición de morosidad 2012-2016

		Morosidad - No (0)	Morosidad - Sí (1)	Total
<i>[cuotamas30]</i>	N	335	1,022	1,357
	%	24.69	75.31	100
<i>[mitad_o_menos]</i>	N	899	458	1,357
	%	66.25	33.75	100
<i>[primeracuotaonada]</i>	N	1.184	173	1,357
	%	87.25	12.75	100
<i>[promedias0]</i>	N	261	1.096	1,357
	%	19.23	80.77	100
<i>[promedias30]</i>	N	511	846	1,357
	%	37.66	62.34	100

Fuente: elaboración propia

La Tabla 4.4 y la Figura 4.2 muestran la evolución anual del impago para todas las definiciones de morosidad, en función del porcentaje de microcréditos pagos e impagos sobre el total de créditos desembolsados en cada año. Para *[cuotamas30]* y *[promedias30]*, se evidencia el descenso de la morosidad entre los créditos desembolsados entre 2012 y 2016, cuya magnitud al fin del período representa aproximadamente la mitad del guarismo experimentado en 2012. Al respecto, cabe reiterar que a partir del año 2012 la gestión de cobranza de los microcréditos y el procesamiento de la información se encuentran a cargo de RMSA, coincidiendo con una tendencia a la baja en los impagos según la primera definición. En el período 2006-2012, la gestión de cobranza de los microcréditos del PFEP era realizada directamente por MIDES. Para *[promedias0]* y *[primeracuotaonada]* se registra asimismo un descenso, pero de menor magnitud al indicado para las otras dos definiciones de morosidad. Finalmente, para *[mitad\_o\_menos]* el efecto es inverso, dado que se constata un aumento sostenido en los niveles de morosidad en la mayoría del período, mostrándose una leve baja en el último año considerado. Si bien la tendencia en las cuatro primeras definiciones comentadas es hacia un descenso en la morosidad, en el año 2015 se

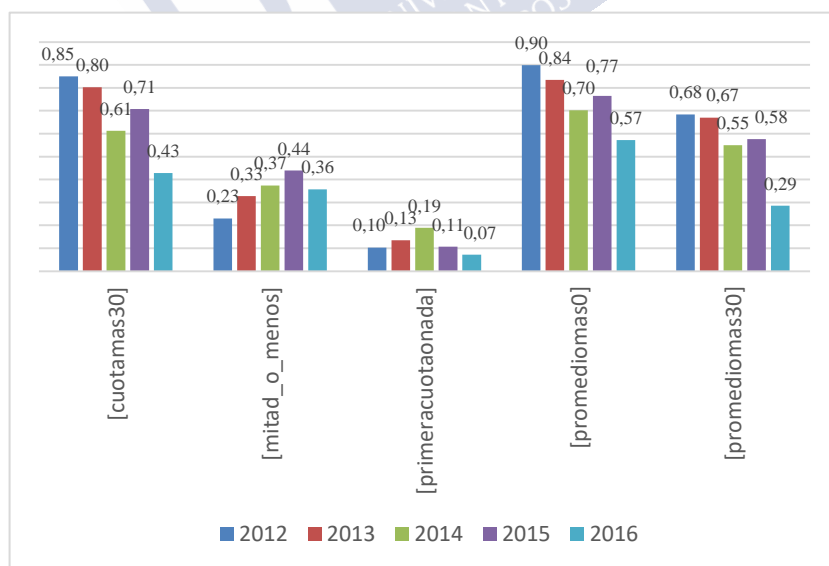
verifica puntualmente un aumento en los niveles de impago –incluso en *[mitad\_o\_menos]*-, retomando la senda descendente en 2016.

**Tabla 4.4.** Evolución anual de distribución porcentual entre microcréditos pagos y morosos. 2012-2016

<i>[año_cred]</i>		2012	2013	2014	2015	2016
<i>[cuotamas30]</i>	Pago	14.94%	19.72%	38.74%	29.27%	57.14%
	Impago	85.06%	80.28%	61.26%	70.73%	42.86%
<i>[mitad_o_menos]</i>	Pago	77.01%	67.29%	62.61%	56.10%	64.29%
	Impago	22.99%	32.71%	37.39%	43.90%	35.71%
<i>[primeracuotaonada]</i>	Pago	89.66%	86.54%	81.08%	89.33%	92.86%
	Impago	10.34%	13.46%	18.92%	10.67%	7.14%
<i>[promedias0]</i>	Pago	10.06%	16.47%	29.73%	23.48%	42.86%
	Impago	89.94%	83.53%	70.27%	76.52%	57.14%
<i>[promedias30]</i>	Pago	31.61%	32.95%	45.05%	42.38%	71.43%
	Impago	68.39%	67.05%	54.95%	57.62%	28.57%

Fuente: elaboración propia

**Figura 4.2.** Evolución anual del impago según criterio de morosidad 2012-2016



Fuente: elaboración propia

#### **4.5.2. Variables independientes**

A continuación se explicita el análisis descriptivo realizado para cada una de las variables independientes incluidas en la presente investigación. A efectos de ordenar el análisis, se comentan siguiendo la categoría indicada en la Tabla 4.2.

##### **4.5.2.1. Características del microcrédito**

La Tabla 4.5 incluye los estadísticos descriptivos básicos (media, desviación, máximo, mínimo) de las variables independientes relativas a las características del microcrédito. En el caso de *[año\_cred]*, la apertura de los microcréditos concedidos por año muestra un nivel máximo de microcréditos concedidos en el año 2013, registrando oscilaciones en años posteriores. Dado que únicamente se consideraron en el trabajo aquellos microcréditos cuyo calendario de pago hubiera finalizado a febrero-2017, el porcentaje de microcréditos correspondiente a 2016 representa los niveles más bajos respecto al resto de los años considerados. Las variables *[importeoper]* y *[valorcuota]* registran niveles de desviación estándar que multiplican por 2 y 8 veces, respectivamente, sus niveles promedio, lo que resulta indicativo de la importante dispersión de ambas variables en la base de datos objeto de estudio. Por otro lado, los máximos observados por las variables representativas de subsidios *[porc\_subs\_1]* y *[porc\_subs\_2]* muestran que en algunos casos fueron concedidos subsidios equivalentes al 56% y 80%, respectivamente, del total del microcrédito concedido.

**Tabla 4.5.** Estadísticos descriptivos. Características del microcrédito 2012-2016

Variable	Media	Mínimo	Máximo	Desviación Estándar
[año_cred]				
2012	25.64%	0	1	
2013	31.76%	0	1	
2014	16.36%	0	1	
2015	24.17%	0	1	
2016	2.06%	0	1	
[importeoper]	12,953.56	500	741,000	24,860.28
[valorcuota]	1,738.47	29.37	370,500	14,770.33
[nrocuota]	13.96	1	18	3.33
[porc_subs_1]	0.18	0	0.56	0.08
[porc_subs_2]	0.32	0	0.8	0.19
[importeapoyo]	26,296.29	2000	754,981	29,600.77

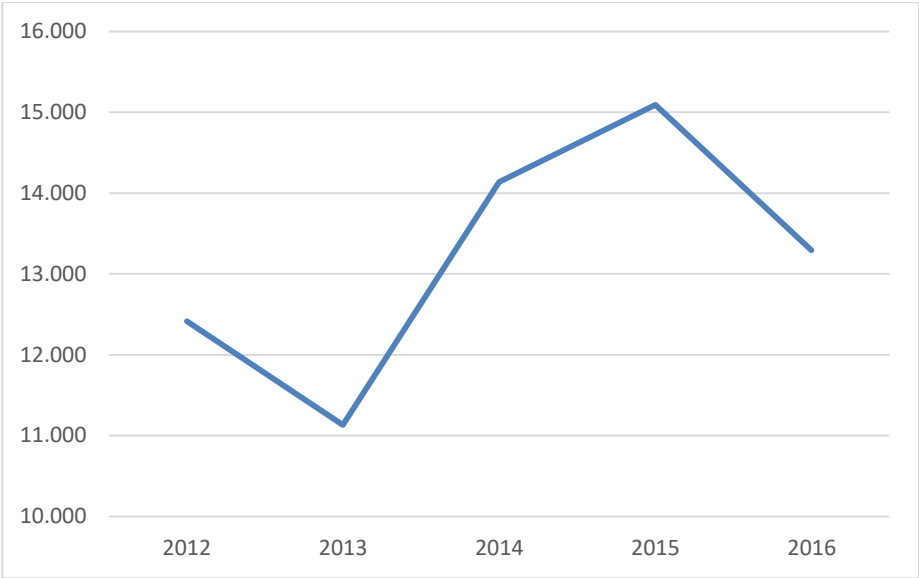
Fuente: elaboración propia

A continuación, se conceptualizan e ilustran otros estadísticos descriptivos correspondientes a cada una de las variables independientes incluidas en la categoría “Características del Microcrédito”.

1) *[año\_cred]* - Año de desembolso del microcrédito. Esta variable se calcula a partir de la fecha de desembolso del microcrédito, disponible en la base de RMSA.

La Figura 4.3 ilustra la evolución del importe del microcrédito desembolsado según año de desembolso en pesos uruguayos. El mínimo se experimenta en 2013, iniciando a partir de ese momento una tendencia ascendente con un máximo en 2015. En relación a la disminución experimentada en 2016, es necesario considerar que la base de datos incluye a todos los microcréditos otorgados en el período 2012-2016 cuyo calendario de pagos estuviera finalizado a febrero-2017, fecha de corte de nuestro trabajo, lo que implicó no considerar en la base a todos aquellos microcréditos con cuotas no vencidas a esa fecha.

**Figura 4.3.** Distribución del importe del microcrédito [*importeoper*] por año de desembolso [*año\_cred*] 2012-2016



Fuente: elaboración propia

Lo anterior se verifica en la Tabla 4.6, donde se muestra la distribución del número de microcréditos por año de desembolso. En este sentido, mientras los microcréditos otorgados en cada año en el período 2012-2015 representan entre un 16% y 32% del total, los microcréditos desembolsados en el año 2016 e incluidos en la base de datos representan sólo un 2% del total de microcréditos otorgados en el período 2012-2016.

**Tabla 4.6.** Distribución del número de microcréditos otorgados según año de desembolso [*año\_cred*] 2012-2016

[año_cred]	no. de microcréditos	% en el total
2012	348	25.64
2013	431	31.76
2014	222	16.36
2015	328	24.17
2016	28	2.06
Total	1,357	100

Fuente: elaboración propia

2) [*importeoper*] - El importe del microcrédito concedido al emprendedor se establece en todos los casos en pesos uruguayos, consignándose en esta variable únicamente el valor del préstamo concedido al emprendedor y que está sujeto a cancelación, no incluyendo los subsidios concedidos, los cuales se comentan en apartados posteriores. Como se puede comprobar en la Tabla 4.7, se trata de una variable con una media ubicada en torno a los 13,000 pesos uruguayos (U\$S 454 al 08/01/2018<sup>47</sup>). Este importe medio se encuentra por debajo de los importes promedio habituales de microcréditos concedidos por IMF con fines de lucro. Al respecto, en Diallo (2006) se utiliza una base de datos de microcréditos concedidos en Mali con importes promedio de U\$S 545.68, mientras que en Schreiner (1999b) el importe promedio de los microcréditos concedidos en Bolivia es de U\$S 680. Por su parte, en Lara *et al.* (2014) se analizan las bases de datos de dos IMF de Perú, considerando importes medios de microcréditos de U\$S 688.20 y U\$S 1,027.50. En Uruguay, Beledo *et al.* (2007) consideraron cuatro tramos de importes de microcréditos, desde los menores de U\$S 500 hasta los superiores a U\$S 3,000. Kammoun y Triki (2016) reportan importes promedio de microcréditos de U\$S 4,606.09 en una IMF de Mali, alcanzando niveles máximos de U\$S 32,640.

Si se considera la distribución de impagos según importe de la operación, se constata que los prestatarios que cumplieron con el pago de sus cuotas registraban importes significativamente superiores en promedio que los que registraron incumplimientos. Este aspecto es especialmente evidente para las definiciones de morosidad relativas a atrasos de 30 días en al menos una cuota [*cuotamas30*] o bien que registran el impago de todo el préstamo o que solamente pagaron una cuota [*primeracuotaonada*] (Tabla 4.7).

---

<sup>47</sup> Cotización dólar estadounidense-peso uruguayo interbancario billete al 08/01/2018. Fuente: BCU

**Tabla 4.7.** Importe medio del microcrédito [*importeoper*] según definición de morosidad. 2012-2016

	Morosidad - No (0)	Morosidad - Sí (1)	Total
[ <i>cuotamas30</i> ]	15,408.27	12,148.94	12,953.56
[ <i>mitad_o_menos</i> ]	13,835.47	11,222.47	12,953.56
[ <i>primeracuotaonada</i> ]	13,307.90	10,528.48	12,953.56
[ <i>promediotomas0</i> ]	13,353.82	12,858.24	12,953.56
[ <i>promediotomas30</i> ]	14,143.95	12,234.54	12,953.56

Notas: Importes en pesos uruguayos.

Fuente: elaboración propia

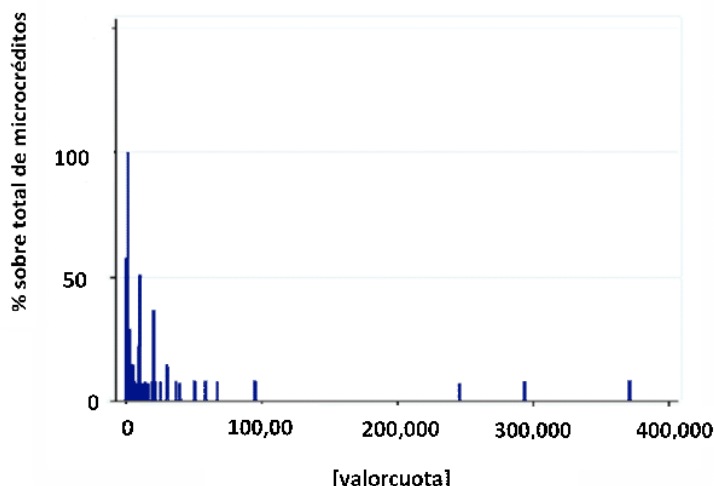
### 3) [*valorcuota*] - Valor de la cuota mensual del microcrédito en pesos uruguayos.

El valor promedio mensual de la cuota del microcrédito se ubica en \$ 1,738 (US\$ 61 al 08/01/2018). Destaca la gran volatilidad de la variable, con mínimos que se ubican en \$ 29,37 (aprox. US\$ 1,03<sup>48</sup>) y máximos de \$ 370,500 (aprox. US\$ 12,924). Esto se evidencia en el histograma que muestra la Figura 4.4, que ilustra además la gran concentración de microcréditos para valores bajos de la cuota. En particular, la mediana de la distribución se encuentra en \$ 756 (US\$ 26 al 08/01/2018), mientras que el 75% de la misma contiene valores menores a \$ 1,075 (US\$ 37 al 08/01/2018), consistente con la definición habitual de microcréditos en la literatura, equivalente a pequeños préstamos sin colateral. De acuerdo con lo comentado en relación a la variable [*importeoper*], el importe de las cuotas de los microcréditos de la IMF con mentalidad social que estamos analizando se encuentra más alineado con los primeros préstamos otorgados por M. Yunus a pequeños emprendedores –en el orden de US\$ 27, a 42 emprendedores en Bangladesh (Yunus, 2007) – que con el resto de los microcréditos analizados en la literatura existente sobre aplicación de herramientas de *credit scoring* a IMFs con ánimo de lucro.

<sup>48</sup> Cotización dólar estadounidense-peso uruguayo interbancario billete al 08/01/2018. Fuente: BCU



**Figura 4.4.** Distribución de microcréditos según valor de la cuota  
[valorcuota] 2012-2016



Fuente: elaboración propia

En todos los casos, se pacta un valor de la cuota fijo para cada una de aquellas convenidas para la devolución del microcrédito.

Al igual que lo comentado respecto al importe del microcrédito, la Tabla 4.8 muestra que, en promedio, los valores de la cuota [valorcuota] para los microcréditos repagados en tiempo y forma superan significativamente –en algún caso, más que duplican- a los valores de la cuota de los microcréditos impagados. En particular, bajo los criterios [cuotamas30] y [mitad\_o\_menos], el valor promedio de la cuota para los microcréditos abonados en tiempo y forma prácticamente triplica los respectivos valores promedio para los microcréditos morosos.

**Tabla 4.8.** Distribución de media de valor de la cuota [*valorcuota*] según definición de morosidad. 2012-2016

	[ <i>cuotamas30</i> ]	[ <i>mitad_o_menos</i> ]	[ <i>primeracuotaonada</i> ]	[ <i>promediommas0</i> ]	[ <i>promediommas30</i> ]
Morosidad - No (0)	3,336.97	2,224.30	1,875.02	2,609.59	2,496.40
Morosidad - Sí (1)	1,214.50	784.85	803.90	1,531.02	1,280.67
Total	1,738.47	1,738.47	1,738.47	1,738.47	1,738.47

Nota: Importes en pesos uruguayos.

Fuente: elaboración propia

4) [*nrocuota*] – Es el número de cuotas mensuales del microcrédito.

De acuerdo con MIDES, el plazo habitual de devolución de los microcréditos es de 12 cuotas mensuales, pudiéndose extender hasta 18 cuotas en función de las características de la inversión y del proceso productivo. Según muestra la Tabla 4.9, la mayoría de microcréditos fueron concedidos a 12 cuotas (54%), seguido por los pactados a 18 cuotas (31%) y 15 cuotas (11%). Considerando estas frecuencias de repago, los préstamos a 12 cuotas son los que registraron mayores niveles de incumplimiento bajo cuatro de las definiciones de morosidad consideradas ([*cuotamas30*], [*primeracuotaonada*], [*promediommas0*] y [*promediommas30*]), con porcentajes de incumplimiento del 79%, 14%, 85% y 65%, respectivamente, mientras los pactados a 15 cuotas fueron los que denotaron una mayor morosidad de acuerdo con [*mitad\_o\_menos*] (40%). Estos datos muestran mayores porcentajes de morosidad para los microcréditos amortizables en un menor número de cuotas.

**Tabla 4.9.** Distribución de los microcréditos según número de cuotas [nrocuota] 2012-2016

Número	[cuotamas30]		[mitad_o_menos]		[primeracuotaonada]		[promediomas0]			[promediomas30]			Total	%
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1		
1	18	6	21	3	22	2	17	7	19	5			24	1.77%
2	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0			1	0.07%
3	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0			1	0.07%
5	1	1	2	0	2	0	0	2	1	1			2	0.15%
6	3	3	4	2	5	1	1	5	4	2			6	0.44%
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1			2	0.15%
9	0	3	3	0	3	0	0	3	2	1			3	0.22%
10	1	4	2	3	5	0	2	3	2	3			5	0.37%
12	155	580	504	231	630	105	113	622	257	478			735	54.16%
14	2	0	2	0	2	0	2	0	2	0			2	0.15%
15	35	111	88	58	126	20	31	115	54	92			146	10.76%
16	0	2	1	1	2	0	0	2	0	2			2	0.15%
18	117	311	269	159	384	44	94	334	167	261			428	31.54%
Total	335	1,022	899	458	1,184	173	261	1,096	511	847			1,357	100%

Fuente: elaboración propia

5) [*porc\_subs\_1*] - Porcentaje que representa el primer subsidio sobre el importe total del apoyo económico concedido al emprendedor.

En el marco del PFEP, la devolución de un importe menor al del microcrédito efectivamente prestado está relacionada con las características del emprendimiento, la viabilidad del proyecto de inversión y las características de los hogares de los emprendedores, siendo su otorgamiento responsabilidad del equipo técnico del MIDES. La aplicación de subsidios a emprendimientos financiados por el MIDES ha variado a lo largo del tiempo. De acuerdo con lo informado por la institución, básicamente se otorgan dos tipos de subsidios a los emprendimientos.

Así, antes de 2015 se otorgaba un primer subsidio que, dependiendo de la situación de vulnerabilidad socio-económica del emprendedor, podía oscilar desde 0% a 100% del microcrédito aprobado (Subsidio 1). Hasta el año 2014, a efectos de determinar el nivel de vulnerabilidad socioeconómica, se consideraban dos aspectos:

- la opinión de los técnicos en la visita (equipos conformados por un técnico del área social y otro del área económica),
- el índice de carencias críticas<sup>49</sup> que miden la situación de confort del hogar.

Asimismo, entre 2014 y 2015, se utilizó como referencia un logaritmo que ponderaba variables asociadas a vulnerabilidades (remuneración implícita de los emprendedores en relación a sus ventas y estructura de costos, canales y margen de comercialización, activo físico del emprendimiento y experiencia y educación -formal y no formal- de los emprendedores), mientras que, desde 2016, se utiliza

---

<sup>49</sup> El índice de carencias críticas (MIDES, 2014) es un mecanismo de focalización de comprobación sustitutiva de medios de vida que contiene implícita la operativización del concepto de vulnerabilidad socioeconómica. Así, el concepto de vulnerabilidad puede ser aproximado a través de varias dimensiones, entre ellas: ingresos del hogar, condiciones habitacionales y del entorno, composición del hogar, características de sus integrantes y situación sanitaria.

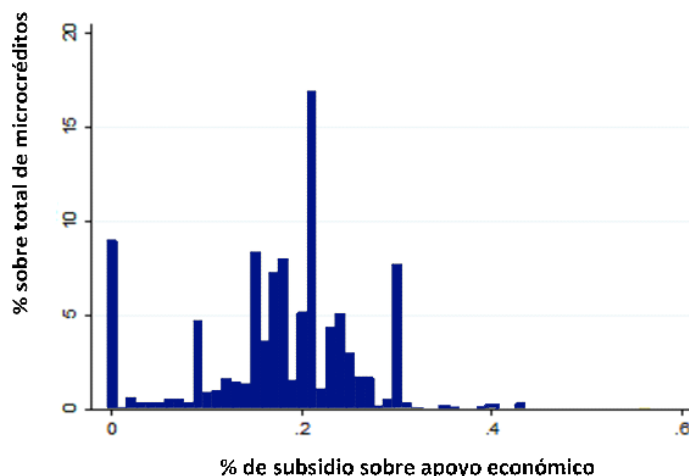
exclusivamente la valoración de los técnicos a partir de la entrevista y el acompañamiento al emprendedor.

Considerando el importe neto a devolver se define el segundo subsidio (Subsidio 2), ya que una parte del microcrédito debía ser devuelto en dinero en efectivo y hasta el 30% podía devolverse en especie. En concreto, dichos bienes (o servicios) podían ser donados a alguna institución pública -escuela, hospital, etc.- o privada vinculada con el Estado -como los Centros de Atención a la Infancia y la Familia (CAIF)- y/o en tributos vinculados a la actividad comercial/laboral -monotributo, aportes a Caja Rural, etc..

Después de 2015, el primer subsidio vinculado a la vulnerabilidad socioeconómica del prestatario se ubicó en porcentajes levemente menores a los inicialmente planteados por el MIDES, situándose en el intervalo 0-70%. En relación con el segundo subsidio, se mantiene la disposición que el emprendedor puede realizar una devolución en especie de hasta el 30% del microcrédito en bienes y servicios y, adicionalmente se establece la aplicación de un descuento del IVA sobre el monto de la compra (18.03%) para aquellos emprendimientos que estén formalizados.

El histograma de la Figura 4.5 muestra la distribución en la concesión del primer subsidio a los microcréditos, que oscilan entre el 0% y el 56% del importe total del apoyo. Entre los valores más frecuentes, podemos comentar que 234 microcréditos recibieron un subsidio del 21%, 116 del 15% y 111 del 18%, mientras que a 107 emprendimientos se les concedió un subsidio del 30%.

**Figura 4.5.** Distribución de microcréditos según el porcentaje del primer subsidio sobre el total del apoyo económico [*porc\_subs\_1*] 2012-2016

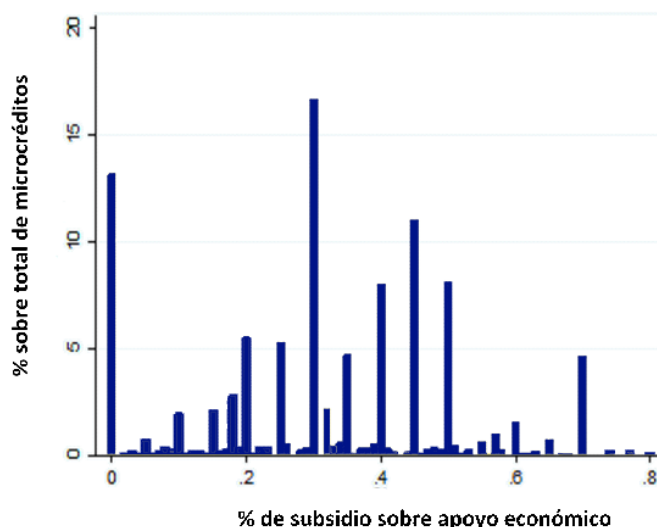


Fuente: elaboración propia

6) [*porc\_subs\_2*] - Porcentaje que representa el segundo subsidio sobre el importe total del apoyo económico concedido al emprendedor.

Con una mayor dispersión con respecto al primer subsidio, el histograma de la Figura 4.6 muestra la distribución en la concesión del segundo subsidio a los emprendimientos, oscilando entre el 0% y el 80% del importe total del apoyo económico concedido al emprendedor. Los valores más frecuentes son, de menor a mayor, 30%, correspondiente a 230 microcréditos, 45%, asignado a 152 microcréditos, y 40% y 50%, que fueron concedidos a 111 microcréditos cada uno, en el marco del PFEP.

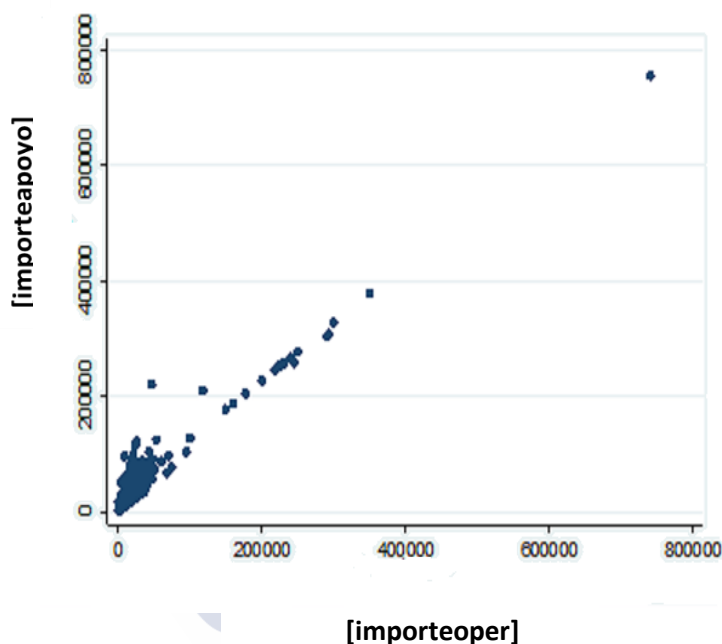
**Figura 4.6.** Distribución de microcréditos según el porcentaje del segundo subsidio sobre el total del apoyo económico [*porc\_subs\_2*] 2012-2016



Fuente: elaboración propia

7) [*importeapoyo*]. Corresponde a la suma del importe del microcrédito y/o del/de los subsidio/-s concedidos al emprendimiento. El gráfico de dispersión incorporado en la Figura 4.7 muestra la correlación positiva entre las variables representativas del importe del microcrédito y del importe del total del apoyo económico concedido al emprendimiento, lo cual resulta consistente con los objetivos del PFEP. En otras palabras, la vinculación entre las variables [*importeoper*] y [*importeapoyo*] muestra que tanto el importe del microcrédito como los subsidios concedidos al emprendimiento ([*porc\_subs\_1*] y [*porc\_subs\_2*]) están alineados al nivel de vulnerabilidades correspondiente a los emprendimientos que solicitaron financiamiento al amparo del PFEP.

**Figura 4.7.** Dispersión entre el importe total del apoyo económico [*importeapoyo*] y el importe del microcrédito [*importeoper*] 2012-2016



Fuente: elaboración propia

#### 4.5.2.2. Características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor

Se consideró relevante incluir este tipo de variables en el trabajo dado que, en general, han resultado muy significativas en la literatura previa para explicar el impago, resultando ser variables con amplio poder predictivo. Por ejemplo, Schreiner (1999b) considera variables representativas de la experiencia del cliente para explicar el impago en una base de microcréditos en Bolivia, como el número de atrasos anteriores y la máxima duración del atraso en créditos concedidos previamente. Diallo (2006) considera asimismo el número de créditos



concedidos anteriormente, así como la cantidad de créditos anteriores repagados. En Rayo *et al.* (2010), el número de créditos concedidos en el año anterior resulta ser una variable significativa para explicar el impago a través de una regresión logística.

La Tabla 4.10 incluye los estadísticos descriptivos básicos (media, desviación, máximo, mínimo) de las variables independientes relativas a los antecedentes de pago del emprendedor. En promedio, cada microcrédito registra aproximadamente 9.53 cuotas pagadas del microcrédito concedido anteriormente, mientras que, por otro lado, ha registrado el impago de 4.42 cuotas de dicho microcrédito. Por otro lado, los microcréditos de la muestra registran hasta un máximo de 4 microcréditos concedidos anteriormente (2 si se considera el año anterior al otorgamiento del microcrédito analizado). Finalmente, respecto al último microcrédito concedido, cada emprendimiento registra en promedio una tasa de cumplimiento del 92%.

**Tabla 4.10.** Estadísticos descriptivos de las características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor 2012-2016

Variable	Media	Mínimo	Máximo	Desviación Estándar
[cuotas_pagadas]	9.53	0	18	5.86
[cuotas_morosas]	4.42	0	18	5.68
[cred_ant]	0.16	0	4	0.44
[cred_ult_año]	1.13	0	2	0.34
[porc_ult_cred]	0.92	0	1	0.24

Fuente: elaboración propia

A continuación, se conceptualizan e ilustran otros estadísticos descriptivos correspondientes a cada una de las variables independientes incluidas en la categoría “Características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor”.

1) [cuotas\_pagadas] - Cuotas totales pagadas del microcrédito anterior.

La Tabla 4.11 ilustra la distribución del número de cuotas pagadas del microcrédito anterior según las cinco definiciones de morosidad investigadas en el presente trabajo. Como cabría esperar a priori, en

todos los casos una mayor cantidad de cuotas pagadas en el microcrédito anterior está mayormente asociada al grupo de microcréditos analizados que fueron pagados en tiempo y forma. Inversamente, a menor cantidad de cuotas pagadas en el microcrédito anterior, mayores son los niveles de incumplimiento de los microcréditos analizados.

A su vez, el cambio en la distribución entre pagos e impagos se verifica para un número diferente de cuotas pagadas en el microcrédito anterior según los niveles de incumplimiento asociados a cada definición de morosidad. En particular, para la definición *[primeracuotaonada]*, con un nivel de impago total del 13%, desde la tercera cuota pagada en el microcrédito anterior en adelante se verifica que el número de microcréditos pagos supera a los morosos. Para *[mitad\_o\_menos]*, con un 34% de morosidad, esta situación se constata para los microcréditos que hayan pagado 7 o más cuotas en el microcrédito anterior. Con mayores niveles totales de incumplimiento, para *([promediamas30]*, 62%) y *([cuotamas30]*, 75%) el cambio de tendencia se realiza a 12 y 15 cuotas, respectivamente. Finalmente, la definición con 81% de morosidad total, *[promediamas0]*, registra para todas las cantidades de cuotas pagadas en el microcrédito anterior un mayor nivel de microcréditos morosos en relación a aquellos abonados en tiempo y forma.

**Tabla 4.11.** Distribución de las cuotas pagadas del microcrédito anterior *[cuotas\_pagadas]* según definición de morosidad 2012-2016

Nro.	[cuotamas30]		[mitad_o_menos]		[primeracuotaonada]		[promediomas0]		[promediomas30]		Total	%
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1		
1	2	118	0	120	12	108	0	120	1	119	120	1.77%
2	17	71	21	67	24	64	17	71	18	70	88	0.07%
3	1	63	1	63	64	0	0	64	2	62	64	0.07%
5	1	46	1	46	47	0	0	47	1	46	47	0.15%
6	0	46	0	46	46	0	0	46	0	46	46	0.44%
8	3	37	3	37	40	0	2	38	3	37	40	0.15%
9	4	41	5	40	45	0	1	44	4	41	45	0.22%
10	0	30	17	13	30	0	0	30	1	29	30	0.37%
12	3	36	26	13	39	0	3	36	3	36	39	54.16%
14	0	37	29	8	37	0	0	37	2	35	37	0.15%
15	2	23	25	0	25	0	2	23	3	22	25	10.76%
16	2	32	34	0	34	0	1	33	5	29	34	0.15%
18	150	277	424	3	426	1	111	316	251	176	427	31.54%
Total	335	1,022	899	458	1,184	173	261	1,096	511	847	1,357	100%

Fuente: elaboración propia

2) [*cuotas\_morosas*]. Es el número de cuotas totales morosas del microcrédito anterior.

La Tabla 4.12 ilustra la distribución del número de cuotas morosas del microcrédito anterior según las cinco definiciones de morosidad analizadas. En particular, esta variable se encuentra principalmente asociada al grupo de microcréditos que resultaron impagos, consistentemente con lo verificado respecto a las cuotas pagadas en el microcrédito anterior.

Simétricamente a lo comentado para [*cuotas\_pagadas*], para las definiciones con menores niveles de morosidad ([*primeracuotaonada*], [*mitad\_o\_menos*] y [*promediotras30*]) se verifica que a menor cantidad de cuotas morosas en el microcrédito anterior, mayor es la cantidad de microcréditos pagados en tiempo y forma respecto a los morosos. En particular, para [*promediotras30*], el cambio de distribución entre microcréditos pagos e impagos se produce a partir de la primera cuota impagada en el microcrédito anterior. En tanto, para [*mitad\_o\_menos*] y [*primeracuotaonada*], con menores niveles de morosidad, el cambio de tendencia se produce mayormente a partir de la cuota 5 y 11, respectivamente. Por otro lado, las definiciones que registraron mayor incumplimiento, [*cuotamas30*] y [*promediotras0*], registraron predominio de microcréditos morosos para todas las cantidades de cuotas morosas en el microcrédito anterior.

**Tabla 4.12.** Distribución de las cuotas morosas del microcrédito anterior [cuotas\_morosas] según definición de morosidad 2012-2016

Número	[cuotamas30]		[mitad_o_menos]		[primeracuotaonada]		[promediomas0]		[promediomas30]		Total	%
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1		
0	321	388	704	5	708	1	251	458	480	229	709	52.25%
1	6	32	35	3	36	2	5	33	15	23	38	2.80%
2	1	30	31	0	31	0	0	31	7	24	31	2.28%
3	0	35	34	1	35	0	0	35	2	33	35	2.58%
4	2	26	28	0	28	0	2	26	2	26	28	2.06%
5	0	32	29	3	31	1	0	32	1	31	32	2.36%
6	0	37	15	22	37	0	0	37	0	37	37	2.73%
7	1	34	18	17	35	0	1	34	1	34	35	2.58%
8	0	36	5	31	35	1	0	36	0	36	36	2.65%
9	0	36	0	36	36	0	0	36	0	36	36	2.65%
10	2	52	0	54	54	0	2	52	2	52	54	3.98%
11	0	48	0	48	13	35	0	48	0	48	48	3.54%
12	2	86	0	88	19	69	0	88	0	88	88	6.48%
13	0	22	0	22	22	0	0	22	0	22	22	1.62%
14	0	30	0	30	20	10	0	30	0	30	30	2.21%
15	0	31	0	31	20	11	0	31	0	31	31	2.28%
16	0	18	0	18	18	0	0	18	1	17	18	1.33%
17	0	18	0	18	0	18	0	18	0	18	18	1.33%
18	0	31	0	31	6	25	0	31	0	31	31	2.28%
Total	335	1,022	899	458	1,184	173	261	1,096	511	846	1,357	100%

Fuente: elaboración propia

3) *[cred\_ant]*. Es el número de microcréditos concedidos con anterioridad al microcrédito analizado por parte del MIDES.

La Tabla 4.13 muestra la distribución de la variable *[cred\_ant]* en la base de microcréditos analizada. En particular, se verifica que la mayoría de los microcréditos corresponden a emprendimientos sin historial de crédito anterior, mientras que aproximadamente un 14% de éstos ya habían obtenido de 1 a 4 microcréditos en el pasado.

**Tabla 4.13.** Distribución del número de microcréditos concedidos con anterioridad *[cred\_ant]* según nro. de créditos

<i>[cred_ant]</i>	No. créditos	%
0	1,177	86.74%
1	151	11.13%
2	24	1.77%
3	4	0.29%
4	1	0.07%
Total	1,357	100%

Fuente: elaboración propia

4) *[cred\_ult\_año]*. Es el número de microcréditos concedidos en el año anterior al desembolso del microcrédito analizado.

Esta variable resulta una especificación de la variable *[cred\_ant]* considerando aquellos emprendimientos que habían recibido microcréditos en el último año desde la fecha de concesión del microcrédito analizado (Tabla 4.14). Solamente 69 de los 1,357 microcréditos analizados resultaron adjudicatarios de un microcrédito en el último año, desde 1 microcrédito (87%) y hasta 2 microcréditos (13%).

**Tabla 4.14.** Distribución del número de microcréditos concedidos en el último año *[cred\_ult\_año]* según número de microcréditos 2012-2016

<i>[cred_ult_año]</i>	2012	2013	2014	2015	2016	2012-2016	%
1	20	19	14	7	0	60	86.96%
2	2	4	2	1	0	9	13.04%
Total	22	23	16	8	0	69	100%

Fuente: elaboración propia

5) *[porc\_ult\_cred]*. Es el porcentaje pagado del microcrédito anteriormente concedido respecto al último analizado.

Así, los datos incluidos en la Tabla 4.15 muestran que para el período 2012-2016 el 88% de los microcréditos que tenían historial de crédito anterior en el PFEP, esto es, que se les había concedido financiación a través de microcréditos, abonaron el total de las cuotas en tiempo y forma en el último microcrédito, mientras que el 4% no cumplió con el pago de ninguna de las cuotas pactadas.

Si se considera la distribución de *[porc\_ult\_cred]* según año de desembolso, se constata que entre el 87% y el 100% de los microcréditos concedidos en cada uno de los años del período 2012-2016, con historial anterior en PFEP, registraron el pago del 100% de las cuotas del microcrédito concedido anteriormente.

**Tabla 4.15.** Distribución del porcentaje pagado del microcrédito anterior *[porc\_ult\_cred]* según año de desembolso *[año\_cred]* 2012-2016

<i>[porc_ult_cred]</i> (%)	2012	2013	2014	2015	2016	2012- 2016	%
0	2	3	1	1	0	7	3.89%
6	0	0	1	0	0	1	0.56%
8	1	0	0	0	0	1	0.56%
20	0	0	1	0	0	1	0.56%
24	0	1	0	0	0	1	0.56%
28	0	0	0	1	0	1	0.56%
39	0	0	1	0	0	1	0.56%
42	0	0	0	1	0	1	0.56%
48	0	0	0	1	0	1	0.56%
61	0	1	0	0	0	1	0.56%
75	0	1	2	0	0	3	1.67%
84	1	0	0	1	0	2	1.11%
92	0	0	1	0	0	1	0.56%
100	29	44	49	34	2	158	87.78%
Total	33	50	56	39	2	180	100%

Fuente: elaboración propia

#### 4.5.2.3. Características sociodemográficas del emprendedor

La Tabla 4.16 incluye los estadísticos descriptivos básicos (media, desviación, máximo, mínimo) de las variables independientes representativas de las características sociodemográficas del emprendedor.

En el período 2012-2016, el 61.90% de los emprendedores que recibieron microcréditos del PFEP eran mujeres. La edad promedio de los emprendedores en el citado período era de 42.29 años y éstos registraban una antigüedad como clientes de microcréditos de 0.64 años. En cuanto a la distribución geográfica, el 30% de los emprendedores se ubicaba en la región Sur, seguida por la región Litoral Norte, con un 22%. Finalmente, el sector de actividad mayoritario era el comercial, representando un 43% del total.

**Tabla 4.16.** Estadísticos descriptivos de las características sociodemográficas del emprendedor 2012-2016

Variable	Media	Mínimo	Máximo	Desviación Estándar
[tipo_emprendedor]				
Hombre	38.10%	0	1	
Mujer	61.90%	0	1	
[edad_cred]	42.29	18	77	10.81
[antigüedad]	0.64	0	8	1.06
[region]				
Norte	19.35%	0	1	
Litoral Norte	21.59%	0	1	
Litoral Oeste	10.61%	0	1	
Sur	29.60%	0	1	
Este	11.70%	0	1	
Centro	7.15%	0	1	
[sect_act]				
Primario	9.82%	0	1	
Industria	23.18%	0	1	
Comercio	42.96%	0	1	
Servicios	24.04%	0	1	

Fuente: elaboración propia

A continuación, se conceptualizan e ilustran otros estadísticos descriptivos correspondientes a cada una de las variables independientes incluidas en la categoría “Características sociodemográficas del emprendedor”.

1) [tipo\_emprendedor] - Sexo del emprendedor que obtiene el microcrédito.

Como se mencionó, los microcréditos analizados son concedidos a emprendedores en régimen asociativo, cuyos referentes pueden ser emprendedores individuales o corporativos, bajo la forma de



cooperativas sociales. En principio se codificó esta variable con tres categorías (1= Hombre; 2= Mujer; 3=Cooperativas). Dado el escaso número de microcréditos correspondientes a cooperativas sociales (en total 27) y el hecho de que carecían de valores para la mayoría de las variables independientes consideradas, se optó por excluirlas para el estudio empírico.

La variable representativa del género está presente en forma extendida en la literatura relevada (Diallo, 2006; Rayo *et al.*, 2010; Schreiner, 1999b; Viganò, 1993; Dinh y Kleimeier, 2007, entre otros)

La Tabla 4.17 muestra que la base de microcréditos analizados está representada en un 61.90% por mujeres emprendedoras. A su vez, la citada tabla ilustra la distribución entre créditos “buenos” y “malos” considerando las cinco definiciones de morosidad; mostrando en todos los casos un mejor comportamiento de pago para las emprendedoras.

**Tabla 4.17.** Distribución de microcréditos pagos y morosos según sexo de emprendedor [*tipo\_emprendedor*] 2012-2016

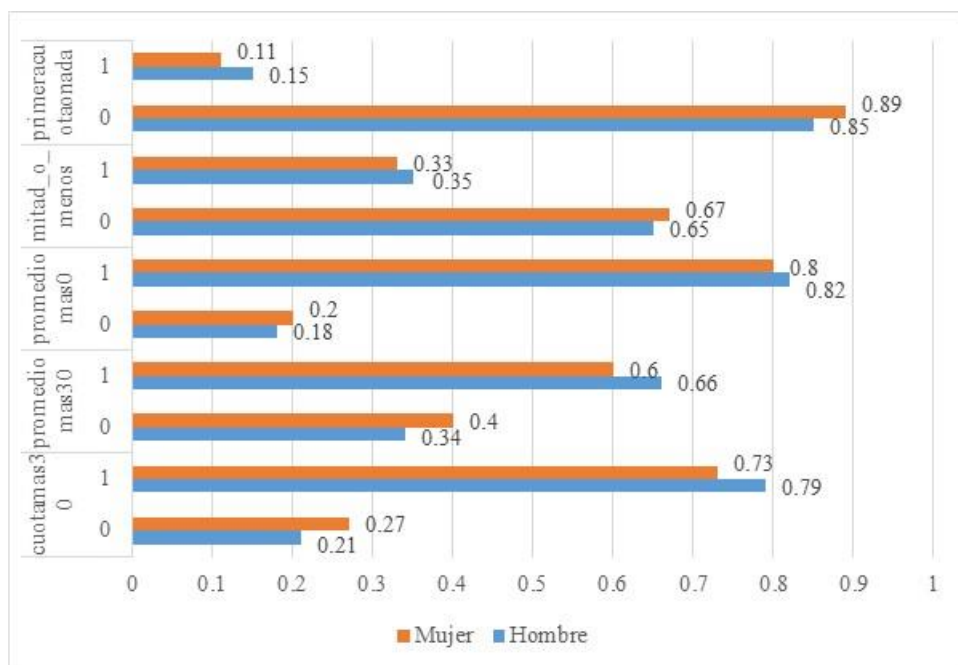
	Tipo de referente	Hombre	Mujer	Total
[cuotamas30]	Pago	21.28%	26.79%	24.69%
	Impago	78.72%	73.21%	75.31%
[mitad_o_menos]	Pago	65.38%	66.79%	66.25%
	Impago	34.62%	33.21%	33.75%
[primeracuotaonada]	Pago	84.53%	88.93%	87.25%
	Impago	15.47%	11.07%	12.75%
[promedias0]	Pago	17.60%	20.24%	19.23%
	Impago	82.40%	79.76%	80.77%
[promedias30]	Pago	34.24%	39.76%	37.66%
	Impago	65.76%	60.24%	62.34%
Total		38.10%	61.90%	100%

Fuente: elaboración propia

La Figura 4.8 permite asimismo observar las diferencias porcentuales entre hombres y mujeres en cuanto a su comportamiento de pago de las cuotas del microcrédito, constatándose que esta

diferencia es mayor para las definiciones de morosidad [*promedimas30*] y [*cuotamas30*] (5.52% y 5.51%, respectivamente). Por otro lado, para [*mitad\_o\_menos*], el comportamiento de pago entre hombres y mujeres es muy similar, ubicándose la diferencia porcentual en 1.41%.

**Figura 4.8.** Distribución de microcréditos pagos y morosos por sexo de emprendedor [*tipo\_emprendedor*] 2012-2016



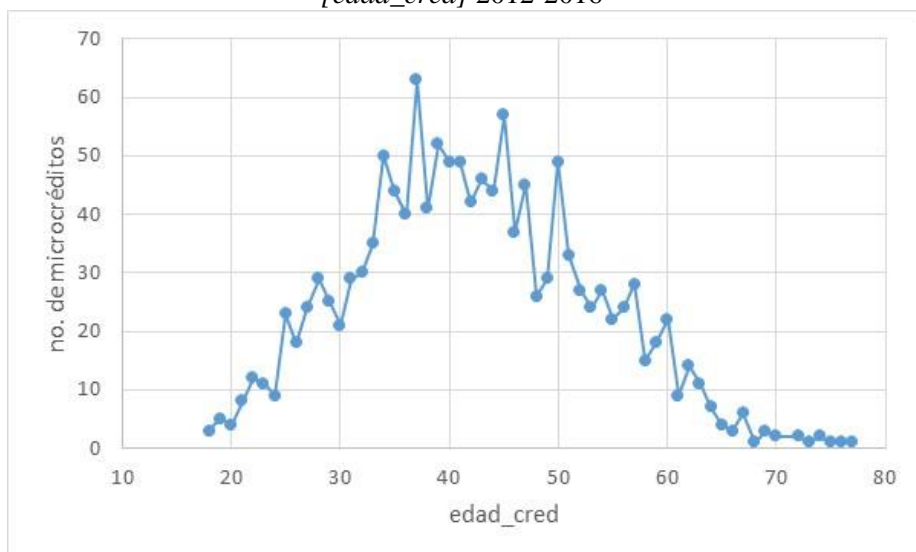
Fuente: elaboración propia

2) [*edad\_cred*]. Es la edad del prestatario en el momento de concesión del microcrédito. Se calcula a partir de la diferencia entre la fecha de desembolso del microcrédito y la fecha de nacimiento del emprendedor.

Del histograma incluido en la Figura 4.9, se puede observar que los valores centrales se ubican en el entorno de los 35 a 45 años, si bien las edades de los emprendedores registran una gran dispersión,

extendiéndose entre los 18 y los 77 años, característica que tiene referencia con la dimensión del emprendimiento en Uruguay. Al respecto, en DINAPYME (2009a), se da cuenta que la concentración de edades de los microempresarios en Uruguay se ubica fundamentalmente en el tramo de edades entre 40 y 49 años, coincidiendo aproximadamente con la edad promedio de los microempresarios de América Latina, de 39 años.

**Figura 4.9.** Distribución por frecuencias de la edad del emprendedor  
[edad\_cred] 2012-2016



Fuente: elaboración propia

A efectos de analizar las diferencias en el número de microcréditos concedidos por sexo, la Tabla 4.18 muestra la distribución según [tipo\_emprendedor] y [edad\_cred]. Esta tabla muestra que tanto para hombres como para mujeres, la edad a la que los emprendedores reciben más microcréditos en el marco del PFEP es de 37 años, con 24 y 39 créditos para hombres y mujeres, respectivamente.

**Tabla 4.18.** Distribución de microcréditos según edad [*edad\_cred*] y sexo del emprendedor [*tipo\_emprendedor*]. 2012-2016

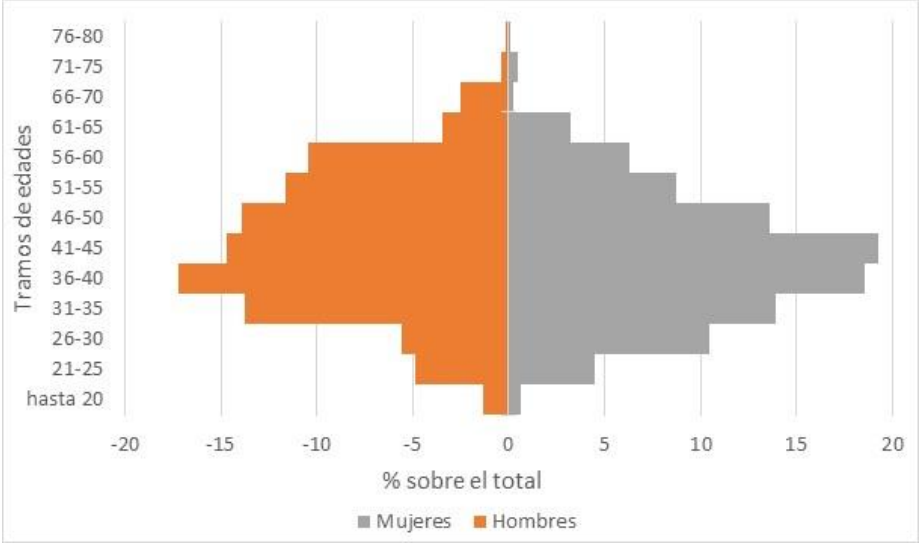
Edad	Hombre		Mujer		Total	
	(número)	(%)	(número)	(%)	(número)	(%)
18	2	0.39	1	0.12	3	0.22
19	3	0.58	2	0.24	5	0.37
20	2	0.39	2	0.24	4	0.29
21	5	0.97	3	0.36	8	0.59
22	6	1.16	6	0.71	12	0.88
23	3	0.58	8	0.95	11	0.81
24	4	0.77	5	0.60	9	0.66
25	7	1.35	16	1.90	23	1.69
26	0	0.00	18	2.14	18	1.33
27	7	1.35	17	2.02	24	1.77
28	9	1.74	20	2.38	29	2.14
29	8	1.55	17	2.02	25	1.84
30	5	0.97	16	1.90	21	1.55
31	13	2.51	16	1.90	29	2.14
32	10	1.93	20	2.38	30	2.21
33	13	2.51	22	2.62	35	2.58
34	20	3.87	30	3.57	50	3.68
35	15	2.90	29	3.45	44	3.24
36	11	2.13	29	3.45	40	2.95
37	24	4.64	39	4.64	63	4.64
38	16	3.09	25	2.98	41	3.02
39	18	3.48	34	4.05	52	3.83
40	20	3.87	29	3.45	49	3.61
41	15	2.90	34	4.05	49	3.61
42	9	1.74	33	3.93	42	3.10
43	20	3.87	26	3.10	46	3.39
44	13	2.51	31	3.69	44	3.24
45	19	3.68	38	4.52	57	4.20
46	17	3.29	20	2.38	37	2.73
47	10	1.93	35	4.17	45	3.32
48	7	1.35	19	2.26	26	1.92
49	16	3.09	13	1.55	29	2.14
50	22	4.26	27	3.21	49	3.61
51	16	3.09	17	2.02	33	2.43
52	13	2.51	14	1.67	27	1.99
53	9	1.74	15	1.79	24	1.77
54	11	2.13	16	1.90	27	1.99
55	11	2.13	11	1.31	22	1.62
56	13	2.51	11	1.31	24	1.77
57	11	2.13	17	2.02	28	2.06
58	7	1.35	8	0.95	15	1.11

	Hombre		Mujer		Total	
Edad	(número)	(%)	(número)	(%)	(número)	(%)
59	11	2.13	7	0.83	18	1.33
60	12	2.32	10	1.19	22	1.62
61	4	0.77	5	0.60	9	0.66
62	7	1.35	7	0.83	14	1.03
63	4	0.77	7	0.83	11	0.81
64	2	0.39	5	0.60	7	0.52
65	1	0.19	3	0.36	4	0.29
66	3	0.58	0	0.00	3	0.22
67	6	1.16	0	0.00	6	0.44
68	1	0.19	0	0.00	1	0.07
69	3	0.58	0	0.00	3	0.22
70	0	0.00	2	0.24	2	0.15
72	1	0.19	1	0.12	2	0.15
73	0	0.00	1	0.12	1	0.07
74	1	0.19	1	0.12	2	0.15
75	0	0.00	1	0.12	1	0.07
76	1	0.19	0	0.00	1	0.07
77	0	0.00	1	0.12	1	0.07
Total	517	100	840	100	1,357	100

Fuente: elaboración propia

La Figura 4.10 muestra la pirámide de población de los emprendedores del PFEP en todo el período analizado, considerando los tramos de edad agrupados en lustros. En primer lugar, se puede constatar el mayor volumen de emprendedoras en dicha población. En segundo lugar, la presencia de emprendedores menores de 20 años no es significativa en los dos sexos, mientras que la incorporación de emprendedores al PFEP a partir de los 25 años es especialmente relevante para las mujeres. En tercer lugar, entre 35 y 45 años la presencia de mujeres es mayor mientras que la situación se invierte para el tramo de entre 50 a 60 años, donde el predominio es masculino. Finalmente, y centrados ya en las edades más avanzadas, se advierte mayor proporción de emprendedoras entre los 61 y 65 años, sin embargo, a partir de los 66 años el sexo masculino está más representado en la población.

Figura 4.10. Pirámide de población de emprendedores 2012-2016



Fuente: elaboración propia

2) *[region]*. Es la región geográfica a la que corresponde el emprendimiento, en base a su dirección postal.

Uruguay está dividido en 19 departamentos, siendo Montevideo su capital, la cual se ubica al sur del país. A efectos de mejorar la interpretación de los resultados, se estimó conveniente agrupar los departamentos en 6 regiones, de acuerdo con la Tabla 4.19. Esta clasificación, que responde a criterios de proximidad geográfica, ha sido utilizada asimismo por el MIDES en sus publicaciones y convocatorias, por lo que se considera de relevancia mantenerla a efectos de este trabajo.

Tabla 4.19. Definición de regiones geográficas

Región	Departamentos incluidos	Denominación
1	Rivera, Cerro Largo, Tacuarembó	Norte
2	Artigas, Salto, Paysandú, Río Negro	Litoral Norte
3	Soriano, Colonia, San José	Litoral Oeste
4	Montevideo, Canelones	Sur
5	Maldonado, Lavalleja, Rocha, Treinta y Tres	Este
6	Durazno, Flores, Florida	Centro

Fuente: elaboración propia

La distribución geográfica por regiones de los microcréditos concedidos en el período 2012-2016 es expuesta en la Tabla 4.20. Las regiones que detentan la mayor concentración de microcréditos son la región Sur y la región Litoral Norte, con 30% y 22%, respectivamente, de los microcréditos concedidos en el período, lo que coincide con la distribución de la población uruguaya según el último Censo realizado en 2011 (INE, 2013). Además, se advierte la alta participación de los microcréditos correspondientes a la región Norte, que es una de las menos pobladas. En este sentido, debe considerarse que los tres departamentos de esta región se encuentran dentro de los cinco departamentos con mayor porcentaje de la población con al menos una necesidad básica insatisfecha (INE, 2013)<sup>50</sup>. Por tanto, se evidencia que la distribución de los microcréditos por región se focaliza adicionalmente en la vulnerabilidad socioeconómica de las mismas.

La Tabla 4.20 muestra la evolución anual y para todo el período de la distribución de los microcréditos según regiones geográficas. La región Sur registró el predominio en la distribución de los créditos en todos los años mientras que la región Centro fue la que mostró el menor porcentaje de créditos en el total en todo el período. Por otro lado, la región Litoral Norte y la región Norte alternaron en el segundo lugar según porcentaje del total del microcrédito. Al respecto, la región Litoral Norte secundó a la región Sur en 2012 y 2015, mientras que la región Norte se ubicó en el segundo lugar en 2013, 2014 y 2016 (en este último caso, junto con la región Litoral Oeste).

---

<sup>50</sup> Los otros dos departamentos pertenecen a la región Litoral Norte.

**Tabla 4.20.** Distribución anual de microcréditos según regiones geográficas  
[region] 2012-2016

	Número Microcréditos (% sobre total)					
Región	2012-2016	2016	2015	2014	2013	2012
Norte	263 (19)	5 (18)	51 (16)	50 (23)	107 (25)	50 (14)
Litoral Norte	297 (22)	3 (11)	75 (23)	42 (19)	98 (23)	79 (23)
Litoral Oeste	138 (10)	5 (18)	41 (13)	24 (11)	24 (6)	44 (13)
Sur	398 (29)	11 (39)	89 (27)	83 (37)	113 (26)	102 (29)
Este	162 (12)	4 (14)	41 (13)	18 (8)	53 (12)	46 (13)
Centro	99 (7)	0 (0)	31 (9)	5 (2)	36 (8)	27 (8)
Total	1,357 (100)	28 (100)	328 (100)	222 (100)	431 (100)	348 (100)

Fuente: elaboración propia

La Tabla 4.21 exhibe el comportamiento de pago de los microcréditos según región geográfica y considerando las cinco definiciones de morosidad utilizadas. Atendiendo a la primera definición de morosidad ([*cuotamas30*]), la distribución de los impagos por región muestra que la región con mayor tasa de impago (81%) es la región Centro, que corresponde a la que registra una menor frecuencia de microcréditos. En el otro extremo se encuentra la región Sur, con un 70% de impagos. Además, considerando las otras cuatro definiciones de morosidad, se constata que la región Norte es la que registra la mayor tasa de incumplimiento para [*mitad\_o\_menos*], [*primeracuotaonada*] y [*promedimas0*], mientras que la región Centro lidera además el ranking de impagos para [*promedimas30*]. Por otro lado, la región con mejor comportamiento de pago es la región Sur ([*cuotamas30*], [*promedimas0*], [*mitad\_o\_menos*] y [*promedimas30*]), acompañada en los dos últimos casos por la región Este, en tanto la región Centro es la que registra el menor impago en [*primeracuotaonada*].



**Tabla 4.21.** Distribución de microcréditos según regiones geográficas *[region]* y definición de morosidad 2012-2016

Región	[cuotamas30]		[mitad_o_menos]		[primeracuotaonada]		[promedionas0]		[promedionas30]		Total
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	
Norte	59 (22)	204 (78)	160 (61)	103 (39)	223 (85)	40 (15)	40 (15)	223 (85)	82 (31)	181 (69)	263 (19)
Litoral Norte	66 (22)	231 (78)	196 (66)	101 (34)	259 (87)	38 (13)	48 (16)	249 (84)	102 (34)	195 (66)	297 (22)
Litoral Oeste	29 (21)	109 (79)	89 (64)	49 (36)	118 (86)	20 (14)	26 (19)	112 (81)	53 (38)	85 (62)	138 (10)
Sur	119 (30)	279 (70)	279 (70)	119 (30)	348 (87)	50 (13)	95 (24)	303 (76)	174 (44)	224 (56)	398 (29)
Este	43 (27)	119 (73)	113 (70)	49 (30)	144 (89)	18 (11)	35 (22)	127 (78)	71 (44)	91 (56)	162 (12)
Centro	19 (19)	80 (81)	62 (63)	37 (37)	92 (93)	7 (7)	17 (17)	82 (83)	29 (29)	70 (71)	99 (7)
Total	335 (25)	1,022 (75)	899 (66)	458 (34)	1,184 (87)	173 (13)	261 (19)	1,096 (81)	511 (38)	846 (62)	1,357 (100)

Fuente: elaboración propia

4) *[sect\_act]*. Es el sector de actividad al que pertenece el emprendimiento titular del microcrédito.

Cada uno de los emprendimientos incorporados en la base de datos incluía información sobre el sector de actividad al cual pertenece, parametrizada en función de la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU, Rev. 4). La estructura original se distribuía en 21 sectores o códigos de actividad, que se reagruparon en cuatro sectores (1=Sector primario, 2=Industria, 3=Comercio, 4=Servicios) para una mejor manejo e interpretación en el estudio empírico (Tabla 4.22). La distribución sectorial de los microcréditos en el período coincide con los tres mayores sectores de actividad – industria, comercio y servicios– a los cuales pertenecen las micro, pequeñas y medianas empresas en el Uruguay (INE, 2013). Según DINAPYME (2018), las MIPyMEs incluidas en dichos sectores de actividad representan el 94% del total de las empresas uruguayas.

La Tabla 4.22 muestra la evolución anual de la distribución de los microcréditos desembolsados según sector de actividad. Solamente en el año 2012 el sector de Servicios representó el sector de actividad con mayor porción relativa de microcréditos, liderando el sector Comercio desde el año 2013 en adelante. Por el contrario, el sector que recibió menor cantidad de microcréditos (anualmente y para la totalidad del período) fue el sector Primario.

**Tabla 4.22.** Distribución de microcréditos por sector de actividad *[sect\_act]* 2012-2016

<i>[sect_act]</i>	Número Microcréditos (% sobre total)					
	2012-2016	2016	2015	2014	2013	2012
1-Primario	136 (10)	1 (4)	12 (4)	15 (7)	41 (10)	67 (19)
2-Industria	318 (23)	5 (18)	32 (10)	55 (25)	127 (29)	99 (28)
3-Comercio	591 (44)	20 (71)	230 (70)	98 (44)	163 (38)	80 (23)
4-Servicios	312 (23)	2 (7)	54 (16)	54 (24)	100 (23)	102 (29)
Total	1,357 (100)	28 (100)	328 (100)	222 (100)	431 (100)	348 (100)

Fuente: elaboración propia

La Tabla 4.23 muestra la distribución de la morosidad por sector de actividad. Bajo la definición *[cuotamas30]*, esta es mayormente homogénea, ubicándose el sector industrial con el mayor porcentaje de impago (77%). La mayor distancia en el comportamiento de pagos según sector de actividad se observa bajo el criterio *[mitad\_o\_menos]*, donde el sector Comercio observa la mayor tasa de impago (38%) y el sector Primario la menor (19%). El sector Servicios muestra el mayor nivel de incumplimiento en *[primeracuotaonada]* y *[promedimas30]* mientras que el sector Industria ocupa esta posición en *[promedimas0]*. Además, el sector Primario observa la menor tasa de impago de todos los sectores de actividad para las cinco definiciones de morosidad analizadas en el trabajo.



**Tabla 4.23.** Distribución de microcréditos según sectores de actividad [*sect\_act*] y definición de morosidad 2012-2016

Región	[cuotamas30]		[mitad_o_menos]		[primeracuotaonada]		[promediomas0]		[promediomas30]		Total
	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	
1-Primario	35 (26)	101 (74)	110 (81)	26 (19)	129 (95)	7 (5)	28 (21)	108 (79)	60 (44)	76 (56)	136 (10)
2-Industria	73 (23)	245 (77)	226 (71)	92 (29)	276 (87)	42 (13)	54 (17)	264 (83)	116 (36)	202 (64)	318 (23)
3-Comercio	152 (26)	439 (74)	365 (62)	226 (38)	516 (87)	75 (13)	117 (20)	474 (80)	225 (38)	366 (62)	591 (44)
4-Servicios	75 (24)	237 (76)	198 (63)	114 (37)	263 (84)	49 (16)	62 (20)	250 (80)	110 (35)	202 (65)	312 (23)
Total	335 (25)	1,022 (75)	899 (66)	458 (34)	1,184 (87)	173 (13)	261 (19)	1,096 (81)	511 (38)	846 (62)	1,357 (100)

Fuente: elaboración propia

5) **[antigüedad]**. Es el tiempo medido en años del emprendedor como cliente de microcréditos del MIDES en el marco del PFEP.

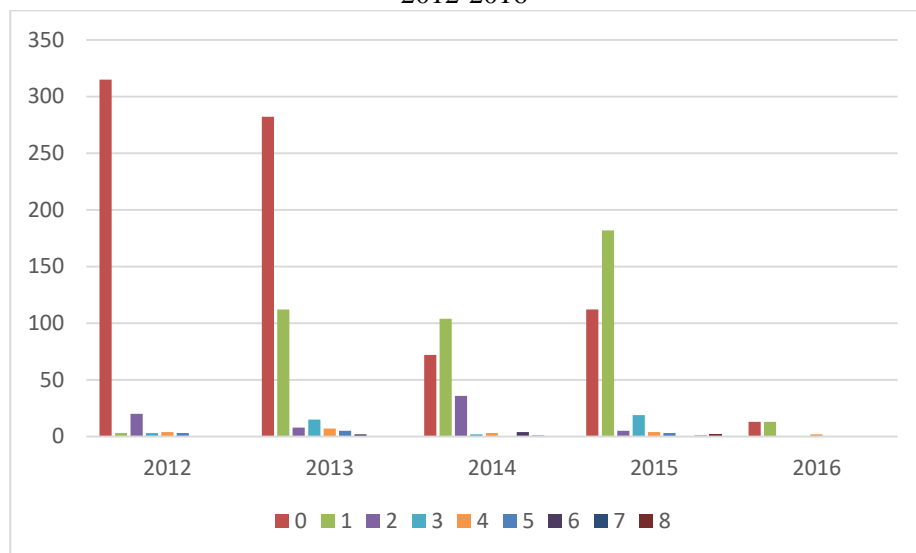
De acuerdo con los valores medios de la antigüedad (en años) para cada grupo de microcréditos identificados en la Tabla 4.24, se verifica que, respecto a los microcréditos que resultaron pagos en tiempo y forma, sus prestatarios tienen una antigüedad mayor en promedio que aquellos correspondientes a los microcréditos morosos.

**Tabla 4.24.** Distribución de media de los años de antigüedad el emprendedor como cliente del PFEP *[antigüedad]* según definición de morosidad 2012-2016

	<i>[cuotamas30]</i>	<i>[mitad_o_menos]</i>	<i>[primeracuotaonada]</i>	<i>[promedio mas0]</i>	<i>[promedio mas30]</i>
Morosidad - No (0)	0.81	0.68	0.65	0.83	0.75
Morosidad - Sí (1)	0.59	0.57	0.55	0.60	0.58
Total	0.64	0.64	0.64	0.64	0.64

Fuente: elaboración propia

En términos de la evolución anual de esta variable, la Figura 4.11 permite apreciar una disminución en el número de microcréditos cuyos titulares no tienen antecedentes de haber obtenido créditos anteriormente, a la vez que un incremento en los préstamos de emprendedores que tienen un año de antigüedad.

**Figura 4.11.** Distribución de antigüedad por año de desembolso [*año\_cred*] 2012-2016

Fuente: elaboración propia

#### 4.5.2.4. Características del entorno macroeconómico

Se consideró que además de las características del emprendedor, de su negocio y de sus antecedentes de pago, existen una serie de factores externos que forman parte del entorno macroeconómico del emprendimiento productivo y pueden afectar el repago de las cuotas del microcrédito en tiempo y forma. A modo de ejemplo, en Rayo *et al.* (2010), Cubiles *et al.* (2013) y Blanco *et al.* (2013, 2014) se utilizan variables de esta naturaleza para explicar el impago en una base de microcréditos en Perú. Kim y Sohn (2010) establecen que el entorno macroeconómico es un factor crucial que afecta directamente el comportamiento de pagos de cualquier deudor, incluyendo varias variables de esta naturaleza en su modelo de *credit scoring*.

La Tabla 4.25 incluye los estadísticos descriptivos básicos (media, desviación, máximo, mínimo) de las variables independientes representativas de las características del entorno macroeconómico,

incluidas en el trabajo. La variable más volátil es  $[var\_m\_tasainteres]$ , ya que presenta el mayor nivel de desviación standard, compatible con un amplio rango de oscilación de sus valores, entre sus niveles máximo y mínimo. Por otro lado, las variables representativas de tarifas,  $[var\_m\_luz]$  y  $[var\_m\_agua]$ , observan niveles mínimos de 0 y la variable que mide el nivel de empleo tiene un valor medio negativo, lo que evidencia la caída de esta variable en el período 2012-2016.

**Tabla 4.25.** Estadísticos descriptivos de las características del entorno macroeconómico (2012-2016)

Variable	Media	Mínimo	Máximo	Desviación Estándar
$[var\_m\_ipc]$	1.07%	-0.43%	3.94%	0.46%
$[var\_m\_empleo]$	-0.05%	-2.48%	2.08%	0.27%
$[var\_m\_tasainteres]$	1.43%	-18.98%	13.03%	2.60%
$[var\_m\_agua]$	0.71%	0.00%	1.81%	0.28%
$[var\_m\_luz]$	0.57%	0.00%	1.94%	0.32%
$[var\_m\_salarios]$	0.25%	-1.25%	3.14%	0.29%
$[var\_m\_pbi]$	0.25%	-0.51%	6.71%	0.48%

Fuente: elaboración propia

A continuación, se conceptualizan y describen otros estadísticos correspondientes a cada una de las variables independientes incluidas en la categoría “Características del entorno macroeconómico”.

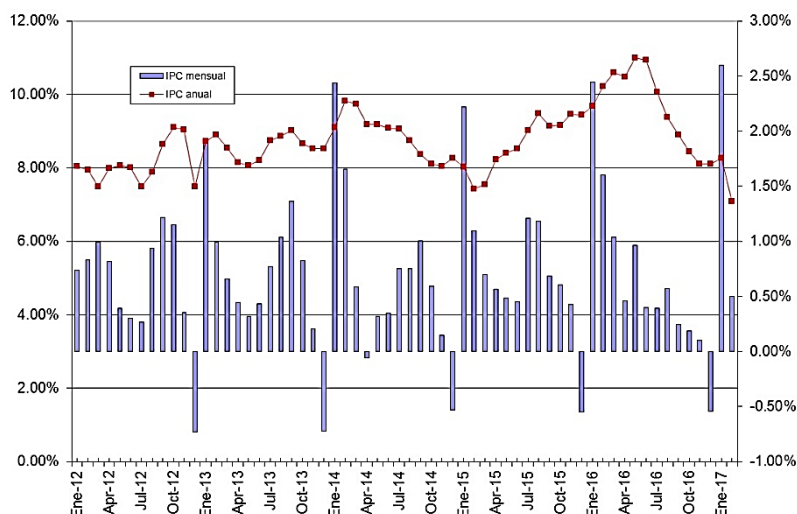
1)  $[var\_m\_ipc]$ . Es la tasa de variación mensualizada del Índice de Precios al Consumo durante la vigencia del microcrédito.

El Índice de Precios del Consumo (IPC), calculado y difundido por el INE, es un indicador agregado que estima la variación mensual de los precios de bienes y servicios que consumen los hogares en el Uruguay. A efectos de su construcción, mensualmente se utilizan los precios de un conjunto de bienes y servicios seleccionados a partir de la estructura del gasto de consumo de los hogares que habitan en las regiones urbanas del país. La serie analizada corresponde al IPC general y su base es diciembre/2010=100.

Se considera de relevancia incluir esta variable, pues Uruguay es un país con tradición inflacionaria. Esta aceleración de la inflación doméstica puede afectar el coste de vida de los hogares uruguayos y, en consecuencia, al cumplimiento en tiempo y forma de las cuotas del microcrédito. En el presente siglo se produjo un importante empuje de la inflación durante la crisis económico-financiera de 2002, desacelerándose posteriormente hasta alcanzar un mínimo en 2005, momento a partir del cual volvió a crecer. En algunos casos, los eventos inflacionarios están motivados por causas internas, debido a la aceleración de la demanda o de los costes, en otros, por inflación importada.

El gráfico de la Figura 4.12 ilustra la evolución de la inflación doméstica anual y mensual en el período de estudio (2012-2016). Así, se puede observar la existencia de una leve tendencia al alza en la inflación anual. Además, puede distinguirse un patrón estacional en diciembre de cada año (baja de tarifas de electricidad) y enero de cada año (suba de tarifas públicas). La variación acumulada en el año 2016 fue de 8.10%.

**Figura 4.12.** Evolución del IPC. 2012-2016



Fuente: elaborado en base a INE



2) [*var\_m\_salarios*]. Es la tasa de variación mensualizada del Índice Medio de Salarios Reales durante la vigencia del crédito.

El Índice Medio de Salarios (IMS) fue establecido por Ley en el año 1968, con el objetivo de estimar la evolución de los ingresos corrientes de los trabajadores permanentes en relación de dependencia con los sectores público y privado formal de todo el país. Entre sus usos más importantes se destaca el reajuste de los créditos otorgados por el Banco Hipotecario del Uruguay, así como la actualización de los valores de los contratos de arrendamiento de viviendas y la estimación de la evolución del poder de compra de los salarios (Índice Medio de Salarios Reales), mediante la relación entre el IMS y el Índice de Precios al Consumo.

La Figura 4.13 ilustra la evolución anual del nivel de salarios en términos reales, evidenciándose una clara tendencia a la baja en el período analizado. El nivel más bajo se produjo en agosto-2015 y, a partir de ese momento, se inició un proceso de recuperación. En el año finalizado en diciembre-2016, este índice tuvo una variación de 3.28%.

**Figura 4.13.** Evolución del nivel de salarios real de la economía. 2012-2016



Fuente: elaboración propia

3) [*var\_m\_tasainteres*]. Corresponde a la variación mensual de las tasas medias de interés de las empresas de intermediación financiera reguladas por el BCU y que aplican a microempresas por préstamos en efectivo. Es una serie temporal de periodicidad mensual calculada y publicada por el BCU, en la que se incluyen aquellas empresas con ventas anuales menores a 500.000 U.I. (aprox. U\$S 65.029<sup>51</sup>)

La inclusión de esta variable se estima de interés a efectos de delimitar el coste de mercado en términos promedio para que los emprendimientos de menor tamaño accedan al financiamiento, representativo de las instituciones financieras que habitualmente proveen créditos al sector de microempresas en el país. Estas tasas medias se utilizan para determinar los máximos a las tasas de interés<sup>52</sup> (usura) para los préstamos de dinero que pueden cobrar las instituciones financieras reguladas por el BCU al conceder financiación a microempresas, incluidos los gastos de administración, comisiones y otros conceptos que se cobran por un crédito.

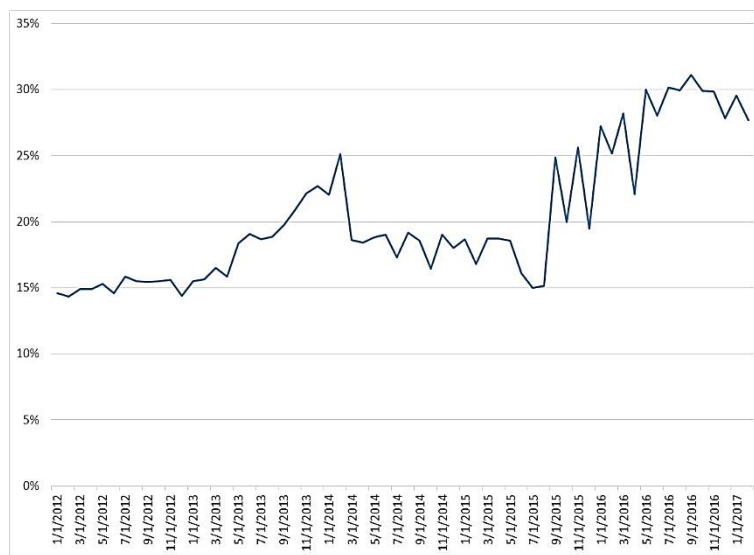
La Figura 4.14 muestra la evolución mensual de las tasas medias de interés aplicadas a la financiación a microempresas por préstamos en moneda nacional no reajutable en el período 2012-2016. Si bien hasta principios de 2013 las tasas medias se ubicaron en niveles estables en torno al 15%, en el primer semestre de dicho año se verifica un crecimiento en las citadas tasas, alcanzando un máximo del 25% a comienzos del año 2014. A partir de dicho momento se registra una disminución paulatina, llegando nuevamente a niveles del 15% (segundo semestre de 2015) para luego reiniciar la senda ascendente que colocó a las tasas medias en niveles del 30% durante el año 2016.

---

<sup>51</sup> Unidad Indexada a la inflación y Tipo de Cambio dólar estadounidense-peso uruguayo al 08/01/2018. Fuente: BCU

<sup>52</sup> En Uruguay, se considera usura a los intereses y/u otros cargos cobrados en una operación de crédito o similares que superan los topes máximos fijados por la Ley 18.212, de septiembre de 2007 (Ley de Tasas de Interés y Usura), configurándose un delito que se encuentra penado. En el cálculo de esa tasa máxima se deben incluir no solo los intereses, sino también las compensaciones, comisiones, gastos u otros cargos. Para el cálculo de la usura, el BCU publica en su sitio web las tasas medias de interés y los topes máximos para empresas y para familias.

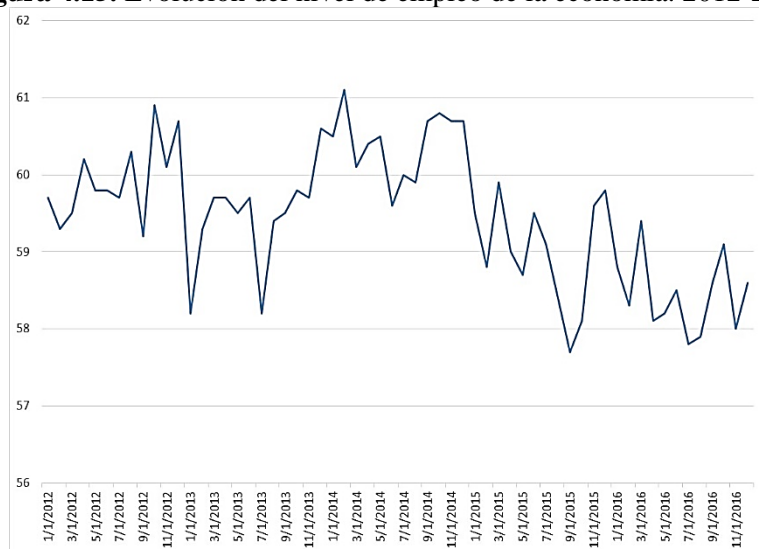
**Figura 4.14.** Evolución de tasas medias de interés para préstamos a microempresas. 2012-2016



Fuente: elaboración propia

4) [*var\_m\_empleo*]. Es la tasa de variación mensualizada del Índice de Empleo para todo el país durante la vigencia del crédito. Este Índice surge de la Encuesta Continua de Hogares (ECH), en la que mensualmente se realizan preguntas sobre actividad, empleo, desempleo e ingreso. La muestra provee información para todo el país. La situación ocupacional de cada integrante del hogar muestreado se determina en base a preguntas a los integrantes que trabajan, a los desocupados y a los inactivos. La tasa de empleo en diciembre-2016 para el total del país se ubicó en 58,6%. Si bien este guarismo implica una mejora respecto al vigente en noviembre de aquel año, en el período analizado se verifica una tendencia a la baja, registrando un máximo en el período de 61,1% en febrero-2014 (Figura 4.15).

**Figura 4.15.** Evolución del nivel de empleo de la economía. 2012-2016



Fuente: elaboración propia

5) [*var\_m\_luz*]. Dentro del Índice de Servicios Públicos, de periodicidad anual, calculado y difundido por el INE, se encuentra la evolución promedio anual de la tarifa residencial de electricidad. La base del índice es marzo 1997 = 100.

En Uruguay, la Administración Nacional de Usinas y Trasmisiones Eléctricas (UTE) tiene un monopolio de fuente legal para la transmisión y distribución de energía eléctrica. En este sentido, la mayoría de los emprendimientos productivos operan en base a la electricidad y de acuerdo al consumo que represente puede ser un factor que potencialmente afecte el pago en tiempo y forma de las cuotas del crédito.

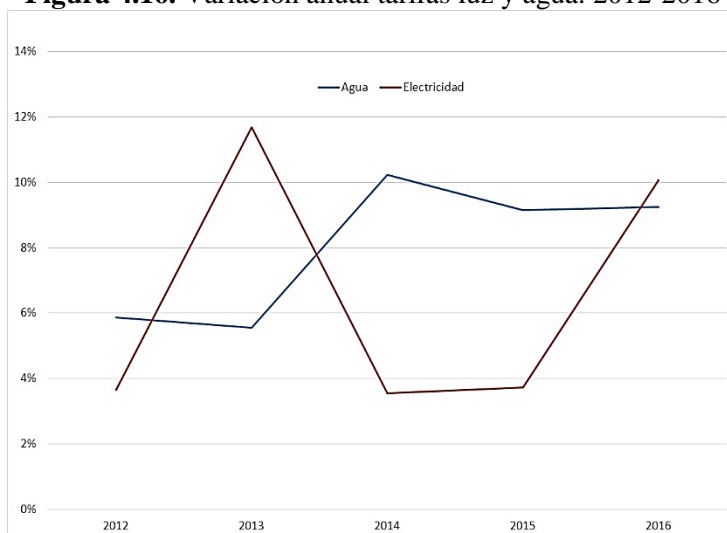
6) [*var\_m\_agua*]. Además de la tarifa de electricidad, el Índice de Servicios Públicos incluye la evolución promedio anual de la tarifa residencial de agua.

La empresa pública Obras Sanitarias del Estado (OSE) tiene el monopolio legal del servicio de agua potable en todo el país. Si bien en algunos casos puede no ser necesario realizar un consumo intensivo

de agua a efectos de operar los emprendimientos, en otros, el aumento del coste de este servicio podría actuar como un factor explicativo del impago de los microcréditos.

La Figura 4.16 ilustra la evolución de las variables representativas de las tarifas de luz y agua en el período de estudio. Observando las respectivas variaciones anuales, se puede constatar que ambas tarifas sufrieron importantes oscilaciones en el período.

**Figura 4.16.** Variación anual tarifas luz y agua. 2012-2016



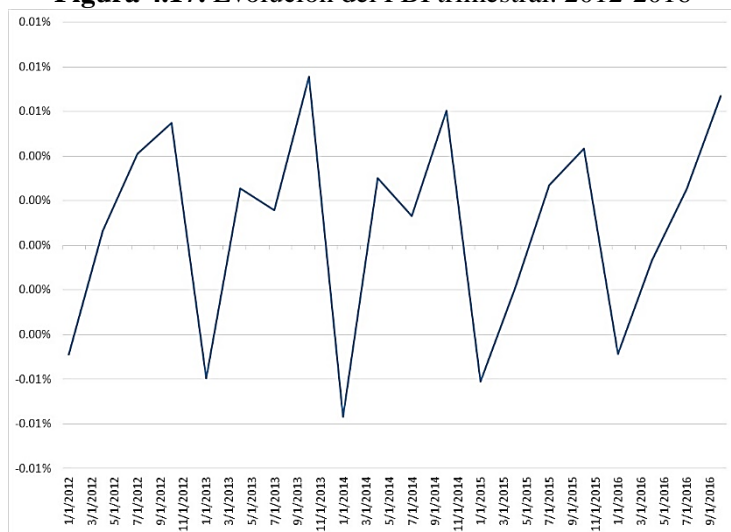
Fuente: elaborado en base a INE

7) **[var\_m\_pbi]**. Es la variación mensualizada del Producto Bruto Interno (PBI) en el período del microcrédito, según el BCU.

Esta variable fue construida a partir de la serie trimestral del Producto Interno Bruto, en precios constantes de 2005, publicada periódicamente por el BCU. Cabe indicar que, a diciembre de 2016, el PBI uruguayo se ubicaba en U\$S 52,420 millones. De acuerdo con información del Ministerio de Economía y Finanzas (MEF), en el año 2016 la economía uruguaya acumuló un crecimiento del 1.5% en términos de volumen físico, en relación al año anterior, representando el decimocuarto año consecutivo con variaciones positivas de esta variable. La Figura 4.17 muestra la evolución trimestral del PBI en el

período temporal considerado en esta investigación. Se constata una marcada estacionalidad, con niveles máximos en el cuarto trimestre de cada año y niveles inferiores en el primer trimestre. En otras palabras, mientras en el primer trimestre anual se verifican expansiones de la actividad económica en Uruguay, en el último trimestre se registran reducciones en la misma. Considerando información anual, la actividad económica uruguaya creció en todos los años del período 2012-2016 a tasas de entre el 0,371% (2015) al 4,638% anual (2013).

**Figura 4.17.** Evolución del PBI trimestral. 2012-2016



Fuente: elaboración propia

#### 4.6. ANALISIS DE CORRELACIONES

Las Tablas 4.26 a 4.31 ilustran la correlación bivariada de las variables independientes consideradas en el trabajo con el impago, según las cinco definiciones de morosidad consideradas.

Así, la Tabla 4.26 recoge las correlaciones referidas a las variables representativas de las características del microcrédito. En particular, se aprecia que en cuatro de las cinco definiciones de morosidad la correlación con la variable representativa del año de desembolso del microcrédito es significativa, compatible con un nivel

de confianza del 99%, siendo dable comentar que en la primera, cuarta y quinta definición de morosidad la correlación es negativa, lo que tiene que ver con el descenso del impago a través del tiempo, mientras que para la definición de *[mitad\_o\_menos]* la referida correlación es significativa y positiva.

Además, bajo la primera y segunda definición de morosidad (*[cuotamas30]* y *[mitad\_o\_menos]*), la variable representativa del importe del microcrédito resulta significativa al 95% y 90% de confianza, respectivamente. En ambos casos se observa un coeficiente de correlación negativo, indicando que a mayor importe del microcrédito, menor es el impago. Ello está en línea con los resultados obtenidos por Viganò (1993) y Schreiner (1999b) en los mercados de Burkina Faso y Bolivia.

El valor cuota tiene también una correlación significativa negativa con las dos primeras definiciones de morosidad, indicando que, a mayor valor de la cuota, menor es el impago.

Para tres de las definiciones de morosidad utilizadas en esta investigación (*[cuotamas30]*, *[mitad\_o\_menos]* y *[promedimas30]*), la variable representativa del número de cuotas es significativa al 90%, 99% y 90%, respectivamente, en todos los casos con signo positivo. En otras palabras, se espera que a mayor número de cuotas aumente el impago de la base de datos de microcréditos analizada. Estos resultados están en línea con Yang *et al.* (2009) y Rayo *et al.* (2010), quienes analizaron los mercados de China y Perú.

La correlación de la variable representativa del Subsidio 1 con la morosidad resulta significativa y positiva en tres de las definiciones de morosidad consideradas (*[cuotamas30]*, *[mitad\_o\_menos]* y *[promedimas30]*), indicando que a mayor magnitud del subsidio concedido, el impago resulta mayor. Si bien no existe literatura académica al respecto, pues se trata de una variable específica de esta base de datos, este aspecto podría sugerir que la asignación de subsidios a los emprendimientos productivos fue correctamente realizada, pues los que recibieron un mayor apoyo económico eran quienes se encontraban en un mayor nivel de vulnerabilidad social.

La Tabla 4.26 muestra también que la variable representativa del Subsidio 2 está positivamente correlacionada con la morosidad para cuatro de las definiciones incluidas en el trabajo (*[cuotamas30]*, *[primeracuotaonada]*, *[promediotomas30]* y *[promediotomas0]*). El signo de dicha correlación es consistente con lo comentado respecto a la variable representativa del Subsidio 1. Por tanto, a mayores porcentajes del segundo subsidio en relación al total del apoyo económico concedido al emprendedor, el nivel de impago resulta mayor.

Finalmente, la correlación de la variable *[importeapoyo]* con la morosidad solamente es significativa bajo la definición de *[mitad\_o\_menos]*. Al respecto, cabe comentar que la variable representativa del importe del microcrédito resultó también significativa bajo esta definición junto a *[cuotamas30]*. El signo de la correlación, al igual que lo verificado para *[importeoper]*, es negativo, es decir, a mayor monto del apoyo económico concedido, menor es el impago para la definición comentada.



**Tabla 4.26.** Correlación de las características del microcrédito según definición de morosidad

	[año_cred]	[importeoper]	[valoruota]	[nrocuota]	[porc_subs_1]	[porc_subs_2]	[importeapoyo]
[cuotamas30]	-0.1789*** (0.0000)	-0.0566** (0.0373)	-0.0620** (0.0224)	0.0478* (0.0781)	0.0593** (0.0290)	0.1040*** (0.0001)	-0.0381 (0.1606)
[mitad_o_menos]	0.1516*** (0.0000)	-0.0497* (0.0671)	-0.0461* (0.0896)	0.0842*** (0.0019)	0.0900*** (0.0009)	0.0102 (0.7063)	-0.0518* (0.0564)
[primeracuotaonada]	0.0070 (0.7957)	-0.0373 (0.1697)	-0.0242 (0.3731)	-0.0311 (0.2521)	0.0437 (0.1077)	0.0488* (0.0722)	-0.0406 (0.1347)
[promediotomas0]	-0.1645*** (0.0000)	-0.0079 (0.7724)	-0.0288 (0.2892)	0.0288 (0.2895)	0.0330 (0.2249)	0.0543** (0.0455)	-0.0042 (0.8761)
[promediotomas30]	-0.1259*** (0.0000)	-0.0372 (0.1705)	-0.0399 (0.1419)	0.0484* (0.0747)	0.0836*** (0.0021)	0.0733*** (0.0069)	-0.0162 (0.5502)

Notas: corresponde al coeficiente de correlación de Pearson y su grado de significación estadística entre paréntesis. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

La Tabla 4.27 muestra las correlaciones para las variables representativas de los antecedentes de pago del emprendedor.

Las variables indicativas de la cantidad de cuotas pagadas en el microcrédito concedido previamente [*cuotas\_pagadas*], créditos concedidos anteriormente [*cred ant*] y porcentaje de cuotas pactadas que haya sido abonado en tiempo y forma del microcrédito anterior [*porc\_ult\_cred*] muestran una correlación negativa con las cinco definiciones de morosidad incorporadas. Estos resultados sugieren que a mayor número de créditos concedidos anteriormente y cumplimiento en los mismos, menor será el nivel de impago.

Por el contrario, la variable representativa de las cuotas impagadas en el microcrédito anterior muestra una correlación positiva con las cinco definiciones de morosidad, indicando que a mayor número de cuotas impagas en el microcrédito anterior, mayor es el impago, para todas las definiciones consideradas.

Por último, la variable [*cred\_ult\_año*] no está correlacionada con ninguna de las cinco definiciones de impago consideradas en el trabajo.

**Tabla 4.27.** Correlación de los antecedentes de pago del emprendedor según definición de morosidad

	[cuotas_pagadas]	[cuotas_morosas]	[cred_ant]	[cred_ult_año]	[porc_ult_cred]
[cuotamas30]	-0.3875*** (0.0000)	0.4259** (0.0000)	-0.1003*** (0.0002)	-0.0662 (0.5890)	-0.2288*** (0.0020)
[mitad_o_menos]	-0.8207*** (0.0000)	0.8962*** (0.0000)	-0.0972*** (0.0003)	-0.1687 (0.1659)	-0.4140*** (0.0000)
[primeracuotaonada]	-0.5931*** (0.0000)	0.5930*** (0.0000)	-0.0571** (0.0356)	-0.1301 (0.2865)	-0.4273*** (0.0000)
[promediotomas0]	-0.3413*** (0.0000)	0.3670*** (0.0000)	-0.1128*** (0.0000)	-0.1557 (0.2014)	-0.2052*** (0.0057)
[promediotomas30]	-0.5363*** (0.0000)	0.5812*** (0.0000)	-0.0896*** (0.0009)	-0.0262 (0.8307)	-0.3166*** (0.0000)

Notas: corresponde al coeficiente de correlación de Pearson y su grado de significación estadística entre paréntesis. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

La Tabla 4.28 recoge las correlaciones para las variables referidas a las características del emprendedor.

En cuanto a la correlación de la variable representativa del sexo del emprendedor con el impago, se constata la significatividad en tres de las definiciones consideradas, *[cuotamas30]*, *[promedias30]* y *[primeracuotaonada]*. El signo de la correlación es negativo, lo que se interpreta en relación con el menor nivel de impago para las mujeres emprendedoras.

La correlación de la edad del emprendedor con el impago resulta negativa en cuatro de los cinco criterios de morosidad definidos en el trabajo (a excepción de *[promedias0]*), indicando que a mayor edad del referente del emprendimiento, menor resulta el nivel de impago.

A excepción de *[cuotamas30]*, la variable región resulta correlacionada en forma significativa y con signo negativo con el impago. También, la variable representativa del sector de actividad está significativa y positivamente vinculada con el impago para las definiciones *[primeracuotaonada]* y *[mitad\_o\_menos]*. A efectos de una mayor información, la Tabla 4.29 y 4.30 exploran el nivel de correlación de cada una de las categorías de las variables región y sector con el impago.

Por su parte, la variable antigüedad presenta una correlación negativa para cuatro de las definiciones de morosidad analizadas (*[cuotamas30]*, *[promedias30]*, *[promedias0]* y *[mitad\_o\_menos]*), indicando que para los emprendimientos titulares de un microcrédito con mayores niveles de antigüedad como clientes del PFEP, el impago es menor.

**Tabla 4.28.** Correlación de las características del emprendedor según definición de morosidad

	[tipo_emprendedor]	[edad_cred]	[region]	[sect_act]	[antigüedad]
[cuotamas30]	-0.0620** (0.0223)	-0.0806*** (0.0030)	-0.0327 (0.2292)	-0.0012 (0.9652)	-0.0892*** (0.0010)
[mitad_o_menos]	-0.0145 (0.5944)	-0.0990*** (0.0003)	-0.0454* (0.0945)	0.1096*** (0.0001)	-0.0466* (0.0863)
[primeracuotaonada]	-0.0641** (0.0182)	-0.0586** (0.0308)	-0.0513* (0.0588)	0.0693** (0.0107)	-0.0311 (0.2518)
[promediamas0]	-0.0325 (0.2317)	-0.0291 (0.2833)	-0.0607** (0.0253)	-0.0113 (0.6783)	-0.0877*** (0.0012)
[promediamas30]	-0.0554** (0.0414)	-0.0974*** (0.0003)	-0.0620** (0.0223)	0.0357 (0.1884)	-0.0782*** (0.0040)

Notas: corresponde al coeficiente de correlación de Pearson y su grado de significación estadística entre paréntesis. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1 %, 5 % y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

Como se indicó, la Tabla 4.29 detalla la correlación de la variable región, considerando cada una de las seis regiones definidas, con el impago. A excepción de la región 2 (Litoral Norte) y de la 3 (Litoral Oeste), que no verifican ningún nivel de correlación significativa, el resto de variables sí presentan significatividad respecto al impago. El signo de la correlación es diferente según la región. Mientras la región Norte presenta una correlación positiva respecto al impago, las regiones 4 (Sur) y 5 (Este) muestran un signo negativo. Tales diferencias pueden venir explicadas por el nivel de actividad económica de las regiones geográficas, que propicie mejores –o peores- comportamientos de pago de los emprendimientos.



**Tabla 4.29.** Correlación de categorías de *[region]* según definición de morosidad

	region1	region2	region3	region4	region5	region6
<i>[cuotamas30]</i>	0.0256 (0.3456)	0.0303 (0.2654)	0.0287 (0.2915)	-0.0779*** (0.0041)	-0.0159 (0.5596)	0.0357 (0.1881)
<i>[mitad_o_menos]</i>	0.0561** (0.0387)	0.0029 (0.9161)	0.0125 (0.6455)	-0.0525* (0.0533)	-0.0273 (0.3152)	0.0215 (0.4289)
<i>[primeracuotaonada]</i>	0.0362 (0.1830)	0.0007 (0.9786)	0.0176 (0.5173)	-0.0036 (0.8949)	-0.0181 (0.5058)	-0.0478* (0.0786)
<i>[promediotomas0]</i>	0.0501* (0.0652)	0.0413 (0.1287)	0.0034 (0.9017)	-0.0758*** (0.0052)	-0.0222 (0.4149)	0.0147 (0.5891)
<i>[promediotomas30]</i>	0.0656** (0.0157)	0.0362 (0.1827)	-0.0052 (0.8482)	-0.0806*** (0.0030)	-0.0469* (0.0842)	0.0484* (0.0746)

Notas: corresponde al coeficiente de correlación de Pearson y su grado de significación estadística entre paréntesis. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

Similarmente, la Tabla 4.30 muestra la correlación de la variable *[sect\_act]*, considerando las variables dicotómicas que caracterizan cada sector individual, respecto al impago. En todos los casos se registran niveles de correlación significativos considerando las definiciones *[mitad\_o\_menos]* y *[primeracuotaonada]*. En cuanto al signo, los datos muestran un signo negativo para el sector primario e industrial (menor impago), mientras destaca el signo positivo de la correlación en el caso de los emprendimientos que giran en el sector del comercio o los servicios (mayor impago).

**Tabla 4.30.** Correlación de categorías de *[sect\_act]* según definición de morosidad

	Primario	Industria	Comercio	Servicios
<i>[cuotamas30]</i>	-0.0081 (0.7652)	0.0222 (0.4137)	-0.0210 (0.4389)	0.0082 (0.7624)
<i>[mitad_o_menos]</i>	-0.1033*** (0.0001)	-0.0564** (0.0378)	0.0834*** (0.0021)	0.0322 (0.2357)
<i>[primeracuotaonada]</i>	-0.0761*** (0.0051)	0.0076 (0.7794)	-0.0015 (0.9549)	0.0484* (0.0745)
<i>[promedimas0]</i>	-0.0115 (0.6729)	0.0316 (0.2445)	-0.0126 (0.6440)	-0.0088 (0.7447)
<i>[promedimas30]</i>	-0.0445 (0.1013)	0.0135 (0.6204)	-0.0075 (0.7821)	0.0271 (0.3191)

Notas: corresponde al coeficiente de correlación de Pearson y su grado de significación estadística entre paréntesis. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

Finalmente, la Tabla 4.31 presenta las correlaciones para las variables relativas al entorno macroeconómico.

En relación a la variación mensualizada del índice de precios en el período del préstamo, a excepción de *[mitad\_o\_menos]*, el resto de las definiciones de morosidad resultan negativamente correlacionadas con la evolución de los niveles de precios domésticos en el Uruguay. El signo de dicha correlación indica menores niveles de impago ante aumentos en los niveles de precios de la economía. Este resultado está en línea con Rayo *et al.* (2010), Blanco *et al.* (2013) y Cubiles *et al.* (2013).



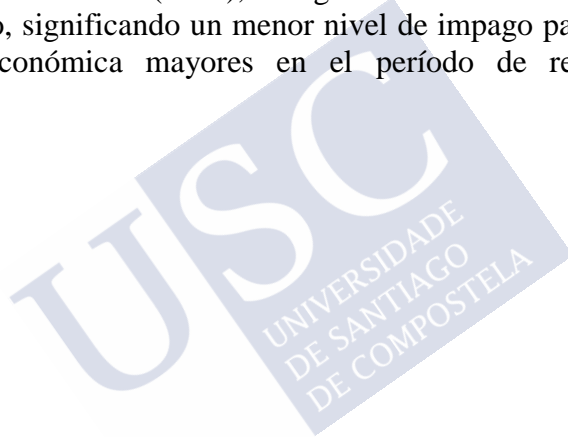
En segundo lugar, la correlación del impago con la variable relativa a la evolución de los salarios solamente resulta significativa en el caso del criterio *[mitad\_o\_menos]*, al 90% de confianza. El signo negativo de la correlación sugiere que el nivel del impago disminuye ante crecimientos en los niveles de salarios de la economía. Este hallazgo podría estar en línea con el hecho de que los emprendedores receptores de los microcréditos, o bien algún miembro de su familia, se desempeñen también como trabajadores y que el crecimiento de dichos niveles salariales repercuta en un mejor cumplimiento del pago de las cuotas del microcrédito en tiempo y forma.

Con referencia a la variación mensualizada de la tasa de interés para préstamos en efectivo a microempresas, la correlación del impago es significativa en los casos de *[cuotamas30]*, *[promedias30]* y *[promedias0]*, y con un signo positivo. Esta variable resulta significativa y con signo negativo para explicar el impago en Blanco *et al.* (2013) y Cubiles *et al.* (2013). Al respecto, si bien no se pactan intereses compensatorios ni sancionatorios en la devolución de las cuotas de los microcréditos del PFEP, el aumento del impago ante incrementos en la tasa de interés de otros microcréditos disponibles al sector emprendedor puede estar indicando que estos emprendedores prioricen el pago de los microcréditos provenientes de otras instituciones proveedoras reguladas por el BCU.

Según muestra la Tabla 4.31, se detecta una correlación positiva entre la variación del empleo y el nivel de impago para los criterios de morosidad indicados en *[cuotamas30]*, *[promedias30]* y *[promedias0]*. Este resultado sugiere un aumento del impago en las cuotas del microcrédito para mayores niveles de empleo. De este modo, se estima que el crecimiento del empleo, esto es, el aumento de trabajadores empleados en el sector formal de actividad, determina una disminución en la operativa de los emprendimientos individuales, con la consiguiente baja en los niveles de pago en tiempo y forma de las cuotas de los microcréditos destinados a dichos emprendimientos.

En los casos de *[cuotamas30]*, *[promedias30]* y *[promedias0]*, las variables representativas de la evolución de las tarifas de la electricidad y del agua resultan positivamente correlacionadas con el impago. Estos resultados indican que a mayor crecimiento en las tarifas de ambos servicios públicos, mayor el nivel de impago. Además, dichos hallazgos están en línea con Blanco *et al.* (2013) y Cubiles *et al.* (2013).

Finalmente, la correlación de la variable representativa de la evolución mensual del PBI solamente resulta significativa en el caso del criterio *[promedias0]*. Al igual que los hallazgos de Blanco *et al.* (2013) y Cubiles *et al.* (2013), el signo de la correlación en este caso es negativo, significando un menor nivel de impago para niveles de actividad económica mayores en el período de repago del microcrédito.



**Tabla 4.31.** Correlación de las características del entorno económico según definición de morosidad

	[var_m_ipc]	[var_m_salari os]	[var_m_ tasainteres]	[var_m_ empleo]	[var_m_ luz]	[var_m_ agua]	[var_m_ pbi]
[cuotamas30]	-0.1011*** (0.0002)	-0.0026 (0.9224)	0.1559*** (0.0000)	0.1791*** (0.0000)	0.1212*** (0.0000)	0.0958*** (0.0004)	-0.0419 (0.1228)
[mitad_o_menos]	0.0153 (0.5737)	-0.0473* (0.0816)	0.0087 (0.7485)	-0.0164 (0.5456)	-0.0458* (0.0919)	0.0026 (0.9242)	-0.0416 (0.1260)
[primeracuotaonada]	-0.0588** (0.0302)	-0.0248 (0.3615)	-0.0125 (0.6460)	0.0390 (0.1507)	-0.0288 (0.2885)	0.0110 (0.6861)	-0.0073 (0.7868)
[promediamas0]	-0.1090*** (0.0001)	-0.0301 (0.2672)	0.1625*** (0.0000)	0.1415*** (0.0000)	0.1194*** (0.0000)	0.0792*** (0.0035)	-0.0552** (0.0421)
[promediamas30]	-0.0655** (0.0158)	-0.0089 (0.7440)	0.1160*** (0.0000)	0.1485*** (0.0000)	0.0647** (0.0172)	0.0802*** (0.0031)	-0.0246 (0.3650)

Notas: corresponde al coeficiente de correlación de Pearson y su grado de significación estadística entre paréntesis. (\*\*\*, \*\*, \*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

#### 4.7. ANÁLISIS DE DIFERENCIA DE MEDIAS

Las Tablas que se incluyen a continuación muestran el análisis de diferencia de medias que se de las variables independientes del modelo, para cada una de las cinco definiciones de morosidad analizadas (Tablas 4.32 a 4.36).

**Tabla 4.32.** Comparación de variables entre morosos y no morosos según [cuotamas30]

	Moroso	Obs.	Media	t
[año_cred]	No	352	2013.847	-6.69***
	Sí	1033	2013.348	0.00
[Importeoper]	No	352	20743.86	-2.08**
	Sí	1033	13669.14	0.04
[valorcuota]	No	352	4108.85	-2.29**
	Sí	1033	1399.41	0.02
[nrocuota]	No	352	13.48	1.76*
	Sí	1033	14.00	0.08
[porc_subs_1]	No	352	0.17	2.19**
	Sí	1033	0.18	0.03
[porc_subs_2]	No	352	0.28	3.85***
	Sí	1033	0.33	0.00
[importeapoyo]	No	352	34247.24	-1.40
	Sí	1033	27323.83	0.16
[cuotas_pagadas]	No	352	2.53	-3.92***
	Sí	1033	1.40	0.00
[cuotas_morosas]	No	352	0.01	2.21**
	Sí	1033	0.22	0.03
[cred_ant]	No	352	0.22	-3.71***
	Sí	1033	0.13	0.00
[cred_ult_año]	No	352	1.15	-0.54
	Sí	1033	1.11	0.59
[porc_ult_cred]	No	352	1.00	-3.14***
	Sí	1033	0.88	0.00
[tipo_emprendedor]	No	352	NA	-2.29**
	Sí	1033	NA	0.02
[edad_cred]	No	352	43.81	-2.98***
	Sí	1033	41.79	0.00
[región]	No	352	NA	-1.20
	Sí	1033	NA	0.23
[sect_act]	No	352	NA	-0.04
	Sí	1033	NA	0.97
[antigüedad]	No	352	0.77	-3.30***
	Sí	1033	0.58	0.00

Nota: se utiliza el estadístico t para realizar el test de igualdad de medias así como el indicador Pearson chi-cuadrado. En su selección se ha tenido en cuenta la prueba de Levene de igualdad de varianzas. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente. Fuente: elaboración propia

**Tabla 4.33.** Comparación de variables entre morosos y no morosos según *[promediamas30]*

	Moroso	Obs.	Media	t
<i>[año_cred]</i>	No	511	2013.642	-4.67***
	Sí	846	2013.338	(0.00)
<i>[importeoper]</i>	No	511	14143.95	-1.37
	Sí	846	12234.54	(0.17)
<i>[valorcuota]</i>	No	511	2496.399	-1.47
	Sí	846	1280.668	(0.14)
<i>[nrocuota]</i>	No	511	13.75147	1.78*
	Sí	846	14.08392	(0.07)
<i>[porc_subs_1]</i>	No	511	.1711155	3.09***
	Sí	846	.1849882	(0.00)
<i>[porc_subs_2]</i>	No	511	.3022114	2.70***
	Sí	846	.3304728	(0.01)
<i>[importeapoyo]</i>	No	511	26914.39	-0.60
	Sí	846	25922.94	(0.55)
<i>[cuotas_pagadas]</i>	No	511	2.446184	-4.46***
	Sí	846	1.260047	(0.00)
<i>[cuotas_morosas]</i>	No	511	.0058708	3.07***
	Sí	846	.2742317	(0.00)
<i>[cred_ant]</i>	No	511	.2093933	-3.31***
	Sí	846	.1276596	(0.00)
<i>[cred_ult_año]</i>	No	511	1.138889	-0.21
	Sí	846	1.121212	(0.83)
<i>[porc_ult_cred]</i>	No	511	.9972222	-4.45***
	Sí	846	.8428889	(0.00)
<i>[tipo_emprendedor]</i>	No	511	1.65362	-2.04**
	Sí	846	1.598109	(0.04)
<i>[edad_cred]</i>	No	511	43.64775	-3.60***
	Sí	846	41.47518	(0.00)
<i>[región]</i>	No	511	3.268102	-2.29**
	Sí	846	3.06974	(0.02)
<i>[sect_act]</i>	No	511	2.753425	1.32
	Sí	846	2.820331	(0.19)
<i>[antigüedad]</i>	No	511	.7475538	-2.89***
	Sí	846	.5768322	(0.00)

Nota: esta tabla presenta la diferencia de medias de las variables utilizadas en el análisis empírico entre individuos morosos (1) y no morosos (0). Se utiliza el estadístico t para realizar el test de igualdad de medias así como el indicador Pearson chi-cuadrado. En su selección se ha tenido en cuenta la prueba de Levene de igualdad de varianzas. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

**Tabla 4.34.** Comparación de variables entre morosos y no morosos según *[promediamas0]*

	Moroso	Obs.	Media	t
<i>[año_cred]</i>	No	261	2013.847	-6.14***
	Sí	1,096	2013.359	(0.00)
<i>[importeoper]</i>	No	261	13353.82	-0.29
	Sí	1,096	12858.24	(0.77)
<i>[valorcuota]</i>	No	261	2609.586	-1.06
	Sí	1,096	1531.025	(0.29)
<i>[nrocuota]</i>	No	261	13.76245	1.06
	Sí	1,096	14.00547	(0.29)
<i>[porc_subs_1]</i>	No	261	.1743295	1.21
	Sí	1,096	.1810584	(0.22)
<i>[porc_subs_2]</i>	No	261	.2990421	2.00**
	Sí	1,096	.324781	(0.05)
<i>[importeapoyo]</i>	No	261	26553.22	-0.16
	Sí	1,096	26235.1	(0.88)
<i>[cuotas_pagadas]</i>	No	261	2.904215	-4.54***
	Sí	1,096	1.421533	(0.00)
<i>[cuotas_morosas]</i>	No	261	.0114943	1.86*
	Sí	1,096	.2116788	(0.06)
<i>[cred_ant]</i>	No	261	.2605364	-4.18***
	Sí	1,096	.1341241	(0.00)
<i>[cred_ult_año]</i>	No	261	1.2	-1.29
	Sí	1,096	1.090909	(0.20)
<i>[porc_ult_cred]</i>	No	261	.9954545	-2.80***
	Sí	1,096	.88688	(0.01)
<i>[tipo_emprendedor]</i>	No	261	1.651341	-1.20
	Sí	1,096	1.611314	(0.23)
<i>[edad_cred]</i>	No	261	42.9387	-1.07
	Sí	1,096	42.1396	(0.28)
<i>[region]</i>	No	261	3.337165	-2.24**
	Sí	1,096	3.09854	(0.02)
<i>[sect_act]</i>	No	261	2.816092	-0.41
	Sí	1,096	2.790146	(0.68)
<i>[antigüedad]</i>	No	261	.8314176	-3.24***
	Sí	1,096	.5958029	(0.00)

Nota: esta tabla presenta la diferencia de medias de las variables utilizadas en el análisis empírico entre individuos morosos (1) y no morosos (0). Se utiliza el estadístico t para realizar el test de igualdad de medias así como el indicador Pearson chi-cuadrado. En su selección se ha tenido en cuenta la prueba de Levene de igualdad de varianzas. (\*\*\*, \*\*,\*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

**Tabla 4.35.** Comparación de variables entre morosos y no morosos según *[mitad\_o\_menos]*

	Moroso	Obs.	Media	t
<i>[año_cred]</i>	No	899	2013.326	5.65***
	Sí	458	2013.701	(0.00)
<i>[importeoper]</i>	No	899	13835.47	-1.83*
	Sí	458	11222.47	(0.07)
<i>[valorcuota]</i>	No	899	2224.298	-1.70*
	Sí	458	784.8493	(0.09)
<i>[nrocuota]</i>	No	899	13.75862	3.11***
	Sí	458	14.35153	(0.00)
<i>[porc_subs_1]</i>	No	899	.174594	3.33***
	Sí	458	.1899127	(0.00)
<i>[porc_subs_2]</i>	No	899	.318465	0.38
	Sí	458	.3225109	(0.71)
<i>[importeapoyo]</i>	No	899	27390.26	-1.91*
	Sí	458	24148.95	(0.06)
<i>[cuotas_pagadas]</i>	No	899	2.174638	-5.10***
	Sí	458	.7882096	(0.00)
<i>[cuotas_morosas]</i>	No	899	.0789766	3.11***
	Sí	458	.3580786	(0.00)
<i>[cred_ant]</i>	No	899	.189099	-3.60***
	Sí	458	.0982533	(0.00)
<i>[cred_ult_año]</i>	No	899	1.155172	-1.40
	Sí	458	1	(0.17)
<i>[porc_ult_cred]</i>	No	899	.9722535	-6.07***
	Sí	458	.725	(0.00)
<i>[tipo_emprendedor]</i>	No	899	1.624027	-0.53
	Sí	458	1.60917	(0.59)
<i>[edad_cred]</i>	No	899	43.05673	-3.66***
	Sí	458	40.79476	(0.00)
<i>[region]</i>	No	899	3.194661	-1.67*
	Sí	458	3.045852	(0.09)
<i>[sect_act]</i>	No	899	2.724138	4.06***
	Sí	458	2.934498	(0.00)
<i>[antigüedad]</i>	No	899	.676307	-1.72*
	Sí	458	.5720524	(0.09)

Nota: esta tabla presenta la diferencia de medias de las variables utilizadas en el análisis empírico entre individuos morosos (1) y no morosos (0). Se utiliza el estadístico t para realizar el test de igualdad de medias así como el indicador Pearson chi-cuadrado. En su selección se ha tenido en cuenta la prueba de Levene de igualdad de varianzas. (\*\*\*,\*\*,\*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

**Tabla 4.36.** Comparación de variables entre morosos y no morosos según  
[primeracuotaonada]

	Moroso	Obs.	Media	t
[año_cred]	No	1,184	2013.449	0.26
	Sí	173	2013.474	(0.80)
[importeoper]	No	1,184	13307.9	-1.37
	Sí	173	10528.48	(0.17)
[valorcuota]	No	1,184	1875.025	-0.89
	Sí	173	803.9049	(0.37)
[nrocuota]	No	1,184	13.99831	-1.15
	Sí	173	13.68786	(0.25)
[porc_subs_1]	No	1,184	.1784206	1.61
	Sí	173	.1889595	(0.11)
[porc_subs_2]	No	1,184	.3163429	<b>1.80*</b>
	Sí	173	.3436994	<b>(0.07)</b>
[importeapoyo]	No	1,184	26755.82	-1.50
	Sí	173	23151.31	(0.13)
[cuotas_pagadas]	No	1,184	1.865709	<b>-3.22***</b>
	Sí	173	.6184971	<b>(0.00)</b>
[cuotas_morosas]	No	1,184	.1224662	<b>3.13***</b>
	Sí	173	.5202312	<b>(0.00)</b>
[cred_ant]	No	1,184	.1680743	<b>-2.10**</b>
	Sí	173	.0924855	<b>(0.04)</b>
[cred_ult_año]	No	1,184	1.145161	-1.07
	Sí	173	1	(0.29)
[porc_ult_cred]	No	1,184	.9514545	<b>-6.30***</b>
	Sí	173	.5746667	<b>(0.00)</b>
[tipo_emprendedor]	No	1,184	1.630912	<b>-2.36**</b>
	Sí	173	1.537572	<b>(0.02)</b>
[edad_cred]	No	1,184	42.53547	<b>-2.16**</b>
	Sí	173	40.63584	<b>(0.03)</b>
[region]	No	1,184	3.174831	<b>-1.89*</b>
	Sí	173	2.936416	<b>(0.06)</b>
[sect_act]	No	1,184	2.771115	<b>2.56***</b>
	Sí	173	2.959538	<b>(0.01)</b>
[antigüedad]	No	1,184	.6537162	-1.15
	Sí	173	.5549133	(0.25)

Nota: esta tabla presenta la diferencia de medias de las variables utilizadas en el análisis empírico entre individuos morosos (1) y no morosos (0). Se utiliza el estadístico t para realizar el test de igualdad de medias así como el indicador Pearson chi-cuadrado. En su selección se ha tenido en cuenta la prueba de Levene de igualdad de varianzas. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia



Los análisis de diferencias de medias realizados ponen de manifiesto la existencia de entre ocho a catorce variables significativas, de acuerdo a la definición de morosidad utilizada, potencialmente explicativas del nivel de impago.

En primer lugar, se advierte la relevancia de las variables representativas de los antecedentes de pago del emprendedor, que salvo una excepción resultaron significativamente asociadas con la distribución de la cartera entre pagos e impagos en todas las definiciones utilizadas. En particular, la cantidad de cuotas morosas en el microcrédito concedido anteriormente [*cuotas\_morosas*] resultó asociada en forma positiva con el impago, en los cinco casos analizados. Esto implica que, a mayor número de cuotas impagas en el microcrédito anterior, mayor probabilidad existe que se genere un impago en el microcrédito actual (Beledo *et al.*, 2007; Viganò, 1993; Rayo *et al.*, 2010; Cubiles *et al.*, 2013; Blanco *et al.*, 2013, 2014).

Las cuotas pagadas con anterioridad al microcrédito [*cuotas\_pagadas*] observan una relación negativa con la distribución entre pagos e impagos, lo cual está en línea con la literatura relacionada (Rayo *et al.*, 2010).

Los créditos concedidos con anterioridad [*cred\_ant*] observan una relación negativa con la distribución entre pagos e impagos, lo cual es consistente con la literatura revisada. En particular, Rayo *et al.* (2010) y Blanco *et al.* (2013) encuentran una relación negativa entre el impago y el número de microcréditos concedidos en el último año para una IMF de Perú.

La variable representativa de la cantidad de microcréditos concedidos en el último año anterior a la concesión del préstamo analizado [*cred\_ult\_año*] en tanto no resultó significativa para ninguna de las definiciones de morosidad consideradas.

Asimismo, la proporción pagada del último préstamo [*porc\_ult\_cred*] también está relacionada con la distribución de los créditos según su morosidad, observando un signo negativo con la probabilidad del impago. Según nuestro conocimiento, esta variable no se había incluido anteriormente en la literatura revisada.

A continuación, se analiza la significatividad de las variables relacionadas con el emprendedor y su negocio.

En general, el género del emprendedor [tipo\_emprendedor] resultó asociado en forma negativa con el impago ([cuotamas30], [promediotamas30] y [primeracuotaonada]). Dichos resultados indican que existe un mayor porcentaje de hombres no pagadores que mujeres que generan impagos (Diallo, 2006; Rayo *et al.*, 2010; Schreiner, 1999b; Viganò, 1993; Dinh y Kleimeier, 2007, entre otros).

En cuanto a la correlación con el impago de la edad del emprendedor en el momento de concesión del microcrédito [edad\_cred], con la excepción de [promediotamas0], se puede confirmar una alta significatividad de la misma, mostrando que a mayor edad de los emprendedores, habrá una menor probabilidad de impago de su microcrédito. Estos resultados son clásicos en la literatura académica, como lo documentaron Schreiner, 1999b; Viganò, 1993 y Rayo *et al.*, 2010, entre otros.

En términos globales, los tests de diferencia de medias confirman asimismo la significatividad de [antigüedad] para explicar el impago. En particular, la antigüedad del emprendedor como cliente de microcréditos del PFEP resultó una variable presente en los análisis realizados a todas las definiciones –a excepción de [primeracuotaonada]–, registrando una asociación de tipo negativa con el impago. Este resultado también está presente en Beledo *et al.*, 2007, que realiza un análisis de *credit scoring* sobre una IMF uruguaya.

La variable representativa del sector de actividad del emprendimiento [sect\_act] resultó asociada en forma positiva con el impago en las definiciones [mitad\_o\_menos] y [primeracuotaonada], los dos criterios de morosidad que resultan más severos de entre todas las definiciones consideradas. Dada la definición de la variable, que considera al sector primario como categoría de base o de control, cabe señalar que el hecho de que el sector de actividad sea industrial, comercial o de servicios, aumenta la probabilidad de impago con respecto al sector primario. La significatividad del sector de actividad

para explicar el impago también está presente en Viganò, 1993; Bensic *et al.*, 2005 y Römer y Mußhoff, 2017, entre otros.

Finalmente, la variable representativa de la región geográfica donde se ubica el emprendimiento [*region*] resultó asociada en forma negativa con el impago, con la sola excepción de [*cuotamas30*]. En este caso, la región de control es la región Norte, una de las más pobres del país, lo que implica que la ubicación del emprendimiento en alguna otra de las cinco regiones del país disminuye la probabilidad de impago que con respecto a la región Norte. Si bien estas variables están definidas de forma diferente en la literatura revisada, cabe señalar que la región es una variable significativa para explicar el impago en Vogelgesang, 2003; Rayo *et al.*, 2010; Cubiles *et al.*, 2013; Blanco *et al.*, 2013, 2014 y Kammoun y Triki, 2016.

Con respecto a las variables representativas de las características del microcrédito, el año de desembolso [*año\_cred*] resultó negativamente asociado a la distribución entre créditos pagos e impagos bajo [*cuotamas30*], [*promedimomas30*] y [*promedimomas0*]. Así, se confirma una menor probabilidad de impago con el paso de los años, para las definiciones más leves de morosidad, en línea con la perspectiva de disminución del impago con el paso del tiempo, a partir de la realización de la gestión de cobranza por parte de RMSA. En relación a las definiciones estructurales de morosidad, resulta asociada en forma positiva con [*mitad\_o\_menos*], lo cual implica que en este caso la probabilidad de impago se ha incrementado con el paso del tiempo.

En relación con el importe de la operación [*importeoper*], a mayor cuantía del préstamo, menor es la probabilidad de que el crédito se convierta en impago. Estos hallazgos, que se verifican para [*cuotamas30*] y [*mitad\_o\_menos*] están en línea con lo formulado por Viganò (1993) y Rayo *et al.* (2010) para IMFs de Burkina Faso y Perú, respectivamente.

En términos generales, el número de cuotas [*nrocuota*] resultó significativamente asociado con la distribución de impagos, registrándose un signo positivo del indicador correspondiente. Esto también forma parte de los resultados de la literatura (Rayo *et al.*,

2010; Yang *et al.*, 2009) y coincide con la evolución del impago según número de cuotas (Tabla 4.9).

El valor de la cuota [*valorcuota*] resulta asociado negativamente con el impago si se consideran las definiciones [*cuotamas30*] y [*mitad\_o\_menos*]. Esto implica que a mayor valor de la cuota existe una menor probabilidad de que el microcrédito entre en impago. Según nuestro conocimiento, esta variable no ha sido incluida en estudios anteriores de *credit scoring* sobre IMFs.

En términos globales, las variables representativas de los subsidios concedidos a los emprendedores en el marco del PFEP ([*porc\_subs\_1*] y [*porc\_subs\_2*]) registraron una asociación significativamente positiva con el impago para todos los criterios considerados, resultando significativas en ocasiones las variables representativas de los dos subsidios ([*cuotamas30*], [*promedias30*]) y en otros, solo una de ellas ([*promedias0*], [*mitad\_o\_menos*], [*primeracuotaonada*]). Estos resultados podrían indicar la existencia de incentivos negativos al pago correspondiente, dado que, en los casos señalados, a mayor porcentaje del subsidio concedido, mayor es la probabilidad de impago.

Finalmente, se verificó asimismo una asociación negativa entre el importe total del apoyo [*importeapoyo*] y la distribución de los microcréditos entre pagos e impagos para [*mitad\_o\_menos*], habiendo resultado no significativa para el resto de los criterios de morosidad analizados.

#### **4.8. MAPEO DE LAS POTENCIALES RELACIONES ENTRE MOROSIDAD Y VARIABLES INDEPENDIENTES: CONCLUSIONES**

Finalmente y a modo de conclusión del análisis estadístico-descriptivo realizado, la Tabla 4.37 proporciona un resumen estableciendo la existencia o no de correlación entre cada una de las variables independientes con los cinco criterios de morosidad analizados en el trabajo, e informando sobre el signo de dicha correlación y su grado de significatividad. Se observa que, a diferencia de [*cred\_ult\_año*], [*region2*] y [*region3*], todas las variables

independientes detentan correlación con las variables dependientes del modelo. Se destaca especialmente el caso de *[cuotas\_pagadas]*, *[cuotas\_morosas]*, *[cred\_ant]* y *[porc\_ult\_cred]*, que revisten una correlación significativa con cada uno de los criterios de morosidad evaluados en el trabajo.



**Tabla 4.37.** Resumen estudio estadístico-descriptivo

Variables independientes	Variables dependientes					¿Existe relación?
	[cuotamas30]	[mitad_o_menos]	[primeracuotaonada]	[promediomas0]	[promediomas30]	
[año_cred]	- ***	+ ***	NO	- ***	- ***	SI
[importeoper]	- **	- *	NO	NO	NO	SI
[valorcuota]	+ **	+ *	NO	NO	NO	SI
[nrocuota]	+ *	+ **	NO	NO	+ *	SI
[porc_subs_1]	+ **	+ ***	NO	NO	+ ***	SI
[porc_subs_2]	+ ***	NO	+ *	+ **	+ ***	SI
[importeapoyo]	NO	+ *	NO	NO	NO	SI
[cuotas_pagadas]	- ***	- ***	- ***	- ***	- ***	SI
[cuotas_morosas]	+ ***	+ ***	+ ***	+ ***	+ ***	SI
[cred_ant]	- ***	- ***	- **	- ***	- ***	SI
[cred_ult_año]	NO	NO	NO	NO	NO	NO
[porc_ult_cred]	- ***	- ***	- ***	- ***	- ***	SI
[tipo_emprendedor]	- **	NO	- **	NO	- **	SI
[edad_cred]	- ***	- ***	- **	NO	- ***	SI
[region]	NO	- *	- *	- *	- **	SI
[region1]	NO	+ **	NO	+ ***	+ **	SI
[region2]	NO	NO	NO	NO	NO	NO
[region3]	NO	NO	NO	NO	NO	NO
[region4]	- ***	- *	NO	- ***	- ***	SI
[region5]	NO	NO	NO	NO	- *	SI
[region6]	NO	NO	- *	NO	- *	SI

Variables independientes	Variables dependientes					¿Existe relación?
	[cuotamas30]	[mitad_o_menos]	[primeracuotaonada]	[promediomas0]	[promediomas30]	
[sect_act]	NO	+ ***	+ **	NO	NO	SI
[Primario]	NO	- ***	- ***	NO	NO	SI
[Industria]	NO	- **	NO	NO	NO	SI
[Comercio]	NO	+ ***	NO	NO	NO	SI
[Servicios]	NO	NO	+ *	NO	NO	SI
[antigüedad]	- ***	- *	NO	- ***	- ***	SI
[var_m_ipc]	- ***	NO	- **	- ***	- **	SI
[var_m_salarios]	NO	- *	NO	NO	NO	SI
[var_m_tasainteres]	+ ***	NO	NO	+ ***	+ ***	SI
[var_m_empleo]	+ ***	NO	NO	+ ***	+ ***	SI
[var_m_luz]	+ ***	- *	NO	+ ***	+ **	SI
[var_m_agua]	+ ***	NO	NO	+ ***	+ ***	SI
[var_m_pbi]	NO	NO	NO	- **	NO	SI

Notas: - = Correlación negativa y significativa. + = Correlación positiva y significativa. NO = no se encontró relación. SI = existe algún tipo de relación para uno o todos los criterios de morosidad analizados. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia





---

## **CAPÍTULO 5:**

# **RIESGO DE CRÉDITO EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS URUGUAYA: ANÁLISIS ECONOMÉTRICO CON MODELOS BINARIOS**

---

5.1.INTRODUCCIÓN

5.2.METODOLOGÍA

5.3.ANALISIS UNIVARIANTE

5.4.ANALISIS MULTIVARIANTE

5.5.CONCLUSIONES



## **CAPÍTULO 5 - RIESGO DE CRÉDITO EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS URUGUAYA: ANÁLISIS ECONOMETRICO CON MODELOS BINARIOS**

### **5.1.INTRODUCCIÓN**

Las IMF, como se indicó, usualmente otorgan microcréditos utilizando un modelo de evaluación crediticia basado en información subjetiva como consecuencia de una vinculación más directa entre el oficial de crédito y el emprendedor que la que suelen tener las instituciones bancarias. En este sentido, la introducción de herramientas de gestión de riesgos que contribuyan a un mejor conocimiento del comportamiento de pago y las tasas de incumplimiento (Van Gool *et al.*, 2012) de los clientes resulta fundamental para mejorar la sostenibilidad financiera de las IMF y permitir su crecimiento y alcance social (Bumacov *et al.*, 2014). Estas herramientas, conocidas como modelos de *credit scoring*, consisten en métodos estadísticos que permiten predecir el riesgo de incumplimiento en función de las relaciones existentes entre el comportamiento de pago y las características del préstamo, el prestatario y la IMF, entre otras (Mester, 1997; Schreiner, 2002). Además, esto contribuye al diseño de políticas de crédito que consideran el nivel de riesgo que una IMF puede asumir. Esto es muy relevante porque la literatura anterior ha encontrado que una mayor competencia en el mercado crediticio puede generar incrementos en la tasa de morosidad para estas instituciones como resultado de un sistema deficiente de información crediticia (Luoto *et al.*, 2007; McIntosh y Wydick 2005).

El objetivo de este capítulo es evaluar el riesgo crediticio del PFEP utilizando la muestra de 1,357 microcréditos descrita en el

Capítulo 4 y aplicando técnicas de calificación crediticia basadas en la estimación de modelos probit y logit. Una innovación de este análisis empírico es la utilización de una doble perspectiva: la explicativa y la predictiva. Mientras la perspectiva explicativa identifica los factores determinantes del riesgo de crédito utilizando todas las variables disponibles, la perspectiva predictiva emplea las variables que se conocen en el momento de la concesión del microcrédito y permite que la IMF obtenga una mayor eficiencia en el proceso de gestión y cobranza de los créditos, complementando la información subjetiva del oficial de crédito.

La estructura del capítulo se desarrolla a continuación. En el primer epígrafe se describe la metodología empleada. Seguidamente, se realiza un análisis descriptivo de las variables utilizadas en los modelos binarios y posteriormente se presentan los resultados, primero bajo la perspectiva explicativa, consignando los efectos marginales de las variables y luego bajo una perspectiva predictiva. Finalmente, se indican las principales conclusiones del capítulo.

## 5.2. METODOLOGÍA

En el presente apartado se desarrolla un modelo empírico de variable cualitativa dependiente, en particular, modelos probit y logit, para estimar la probabilidad de incumplimiento de los deudores de microcréditos del PFEP bajo las cinco definiciones de morosidad definidas en el capítulo 4. Chakravarty y Jha (2012) plantean que los modelos de *credit scoring* no solamente permiten predecir el riesgo de crédito, sino que también indican qué características –referidas al deudor, la IMF y el microcrédito– afectan el riesgo; es decir, permiten identificar los determinantes del riesgo. Por ello, en este capítulo se adopta tanto una perspectiva explicativa –identificación de los determinantes de impago– como una perspectiva predictiva –determinación del mejor modelo predictivo, en base a las variables independientes conocidas al momento de otorgar el préstamo.

### 5.2.1. Variables e hipótesis

Como se detalló en el Capítulo 4, se utilizan cinco definiciones de morosidad (variables dependientes) junto a veinticuatro variables explicativas.

Desde el punto de vista de las variables dependientes y focalizándose en la medición del riesgo de crédito, este trabajo utiliza el criterio adoptado por el proveedor de préstamos (MIDES), que asume que un préstamo es moroso si registra demoras en el pago de al menos 30 días después del vencimiento de la cuota correspondiente. Esta definición también se usó en Dellien y Schreiner (2005), Diallo (2006), Beledo *et al.* (2007), Rayo *et al.* (2010) y Lara *et al.* (2011). De acuerdo con las características de la base de datos, esta investigación utiliza asimismo cuatro definiciones complementarias de morosidad, para capturar la naturaleza y los diferentes matices del comportamiento de pago de los clientes de microcréditos del PFEP y de utilidad para evaluar la solidez de los resultados del estudio empírico.

Por su parte, las variables independientes están en línea con las variables explicativas generalmente utilizadas en la literatura relacionada, e incluye variables tanto cuantitativas como cualitativas que, según la literatura, mejoran el poder predictivo de los modelos (Blanco *et al.*, 2014). La mayoría de las variables propuestas se extraen de la base de datos original de MIDES y RMSA -o se construyen a partir de esa información- pero también se incluyen variables macroeconómicas, siguiendo a Vogelgesang (2003), Beledo *et al.* (2007), Blanco *et al.* (2013, 2014), Cubiles *et al.* (2013), Lara (2010), Lara *et al.* (2010, 2011, 2014) y Rayo *et al.* (2010). Cabe indicar que este conjunto de variables se limita a la disponibilidad de la información en la base de datos del MIDES y RMSA, ya que una gran cantidad de información no se registró sistemáticamente, sino que se utilizó únicamente a los efectos de realizar una intervención social en el grupo de emprendedores con mayores niveles de vulnerabilidad socioeconómica.

La Tabla 5.1 sirve para recordar las variables binarias que identifican los criterios de morosidad analizados indicando, además, los estudios académicos que también las emplearon.

**Tabla 5.1.** Descripción de variables dependientes

Nombre	Definición	Referencias
[cuotamas30]	(1=Microcrédito que registró el pago de al menos una cuota con retraso de 30 días o más; 0=en el caso contrario)	Dellien y Schreiner (2005); Diallo, B. (2006); Lara <i>et al.</i> (2011); Rayo <i>et al.</i> (2010)
[mitad_o_menos]	(1=Microcrédito que sólo registró el pago de la mitad de las cuotas pactadas del préstamo o menos; 0=en el caso contrario)	---
[primeracuotaonada]	(1=Microcrédito respecto al cual solamente se pagó la primera cuota o ninguna; 0=en el caso contrario)	---
[promediotraso]	(1=Microcrédito en el que el promedio de los días de atraso en el pago es mayor que cero; 0=en el caso contrario)	---
[promediotraso30]	(1=Microcrédito en el que el promedio de los días de atraso en el pago asciende a 30 días o más; 0=en el caso contrario)	---

Fuente: elaboración propia

Por su parte, las Tablas 5.2, 5.3, 5.4 y 5.5 especifican las variables independientes utilizadas, así como el signo esperado de su relación con la probabilidad de incumplimiento o mora en la devolución del microcrédito, teniendo en cuenta la literatura previa y las características del PFEP uruguayo.

Las variables independientes indicativas de las características del microcrédito se indican en la Tabla 5.2 y están presentes en gran parte de la literatura revisada (Römer y Mußhoff, 2017; Kammoun y Triki, 2016; Baklouti, 2014; Blanco *et al.*, 2013, 2014; Cubiles *et al.*, 2013; Kinda y Achonu, 2012; Rayo *et al.*, 2010; Beledo *et al.*, 2007; Bensic *et al.*, 2005; Schreiner, 2004a; Vogelgesang, 2003; Viganò, 1993). Ahora bien, hasta donde nosotros sabemos, los estudios previamente revisados no tuvieron en cuenta variables como el valor de la cuota mensual del microcrédito, lo cual constituye una contribución adicional de este trabajo. Asimismo, se incluyen en los modelos binarios las variables representativas del porcentaje que representan los subsidios en el apoyo económico concedido al emprendedor y el

importe de dicho apoyo económico, las cuales son características específicas de esta base de datos, representativa del viejo paradigma de las microfinanzas, por lo cual reviste una especial relevancia para caracterizar el riesgo de crédito en este tipo de IMFs.

**Tabla 5.2.** Descripción de variables independientes. Características del microcrédito

Nombre	Definición	Signo esperado	Referencias
[ <i>año_cred</i> ]	Año de desembolso del microcrédito	(-)	Schreiner (2004a); Beledo <i>et al.</i> (2007)
[ <i>importeoper</i> ]	Importe del microcrédito concedido en pesos uruguayos	(+)	Baklouti (2014); Viganò (1993); Rayo <i>et al.</i> (2010); Schreiner (2004a); Bensic <i>et al.</i> (2005); Vogelgesang (2003); Cubiles <i>et al.</i> (2013); Kammoun y Triki (2016); Beledo <i>et al.</i> (2007); Kinda y Achonu (2012); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[ <i>valorcuota</i> ]	Valor de la cuota mensual del microcrédito en pesos uruguayos	(+)	---
[ <i>nrocuota</i> ]	Número de cuotas mensuales del microcrédito	(-)	Beledo <i>et al.</i> (2007); Rayo <i>et al.</i> (2010); Bensic <i>et al.</i> (2005); Cubiles <i>et al.</i> (2013); Kinda y Achonu (2012); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014); Römer y Mußhoff (2017)
[ <i>porc_subs_1</i> ]	Porcentaje que representa el primer subsidio sobre el importe total del apoyo económico concedido al emprendedor	(-)	---
[ <i>porc_subs_2</i> ]	Porcentaje que representa el segundo subsidio sobre el importe total del apoyo económico concedido al emprendedor	(-)	---
[ <i>importeapoyo</i> ]	Suma del importe del microcrédito y del/los subsidio/s que correspondan	(+)	---

Fuente: elaboración propia

El grupo de variables relacionadas con el historial de pagos del emprendedor se compiló considerando la base de datos de MIDES para el período 2006-2012, con el fin de determinar los clientes a los que se otorgaron microcréditos antes del período de análisis de este trabajo. De acuerdo con la literatura previa, esta información se considera significativa para explicar la probabilidad de incumplimientos en una IMF (Kammoun y Triki, 2016; Baklouti, 2014; Blanco *et al.*, 2013, 2014; Cubiles *et al.*, 2013; Kinda y Achonu, 2012; Rayo *et al.*, 2010; Beledo *et al.*, 2007; Viganò, 1993). Según nuestro conocimiento, la literatura académica no ha incluido en las investigaciones revisadas una variable representativa del porcentaje pagado del microcrédito inmediatamente anterior al que se evalúa, lo que se considera otra de las aportaciones de este estudio.

**Tabla 5.3.** Descripción de variables independientes. Características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor

Nombre	Definición	Signo esperado	Referencias
[cuotas_pagadas]	Cuotas totales pagadas del microcrédito anterior	(-)	Cubiles <i>et al.</i> (2013); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014); Rayo <i>et al.</i> (2010)
[cuotas_morosas]	Cuotas totales morosas del microcrédito anterior	(+)	Beledo <i>et al.</i> (2007); Viganò (1993); Rayo <i>et al.</i> (2010); Baklouti (2014); Cubiles <i>et al.</i> (2013); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[cred_ant]	Número de microcréditos concedidos con anterioridad al microcrédito analizado por parte del MIDES	(-)	Kammoun y Triki (2016); Baklouti (2014); Kinda y Achonu (2012); Rayo <i>et al.</i> (2010); Cubiles <i>et al.</i> (2013); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[cred_ult_año]	Número de microcréditos concedidos en el último año anterior al desembolso del microcrédito analizado.	(-)	Cubiles <i>et al.</i> (2013); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014); Rayo <i>et al.</i> (2010)
[porc_ult_cred]	Porcentaje pagado del microcrédito anterior	(-)	---

Fuente: elaboración propia



Las características del emprendedor titular del microcrédito otorgado por la IMF proveen de varias variables explicativas a incluir en los modelos y resultan de las variables más populares en la revisión literaria realizada (Ayouché *et al.*, 2017; Römer y Mußhoff, 2017; Kammoun y Triki, 2016; Baklouti, 2014); Blanco *et al.*, 2013, 2014; Cubiles *et al.*, 2013); Kinda y Achonu, 2012; Rayo *et al.*, 2010; Beledo *et al.*, 2007; Bensic *et al.*, 2005; Schreiner, 2004a; Vogelgesang, 2003; Viganò, 1993).

**Tabla 5.4.** Descripción de variables independientes. Características del emprendedor

Nombre	Definición	Signo esperado	Referencias
[ <i>tipo_empr</i> <i>endedor</i> ]	Sexo del emprendedor (1= Hombre; 2= Mujer)	(+)	Viganò (1993); Ayouché <i>et al.</i> (2017); Kammoun y Triki (2016); Beledo <i>et al.</i> (2007); Rayo <i>et al.</i> (2010); Baklouti (2014); Kinda y Achonu (2012); Vogelgesang (2003); Schreiner (2004a); Cubiles <i>et al.</i> (2013); Römer y Mußhoff (2017); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[ <i>edad_cred</i> ]	Edad del prestatario al momento de concesión del microcrédito	(-)	Kinda y Achonu (2012); Römer y Mußhoff (2017); Rayo <i>et al.</i> (2010); Bensic <i>et al.</i> (2005); Baklouti (2014); Ayouché <i>et al.</i> (2017); Kammoun y Triki (2016); Cubiles <i>et al.</i> (2013); Beledo <i>et al.</i> (2007); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[ <i>region</i> ]	Región geográfica del emprendimiento (1= Norte, 2= Litoral Norte, 3= Litoral Oeste, 4= Sur, 5= Este, 6= Centro)	(+)/(-)	Rayo <i>et al.</i> (2010); Kammoun y Triki (2016); Cubiles <i>et al.</i> (2013); Bensic <i>et al.</i> (2005); Vogelgesang (2003); Beledo <i>et al.</i> (2007); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[ <i>sect_act</i> ]	Sector de actividad al que pertenece el emprendimiento (1=Sector primario, 2=Industria, 3=Comercio, 4=Servicios)	(+)/(-)	Viganò (1993); Bensic <i>et al.</i> (2005); Cubiles <i>et al.</i> (2013); Kammoun y Triki (2016); Schreiner (2004a); Beledo <i>et al.</i> (2007); Baklouti (2014); Ayouché <i>et al.</i> (2017); Vogelgesang (2003); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014); Römer y Mußhoff (2017)
[ <i>antigüedad</i> ]	Antigüedad del emprendedor como cliente del PFEP en años	(-)	Beledo <i>et al.</i> (2007); Rayo <i>et al.</i> (2010); Cubiles <i>et al.</i> (2013); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)

Fuente: elaboración propia

El trabajo también incluye un conjunto de variables macroeconómicas ya que la consideración del ciclo económico se estima de relevancia en los modelos a fin de explicar los determinantes de la probabilidad de incumplimiento. En este sentido, Mester (1997) señala como una de las limitaciones de los modelos de *credit scoring* el que no se consideren variables representativas de los ciclos económicos alcistas y bajistas. En todos los casos, se calculó la variación mensual promedio de cada indicador, de acuerdo con el período de cada préstamo. En particular, la evolución de la tasa de interés [*var\_m\_tasainteres*] para los microcréditos es considerada en los modelos puesto que afecta al nivel de competitividad del mercado de microcréditos. Otra de las variables incluidas tiene que ver con la dinámica del empleo [*var\_m\_empleo*], dado que una mayor oferta de trabajo puede tener un efecto disuasorio sobre las MYPES para continuar con sus emprendimientos y, a su vez, dejar de pagar los microcréditos contraídos. En la misma línea, el nivel de los salarios [*var\_m\_salarios*] puede convertirse en una motivación adicional para que los empresarios abandonen sus emprendimientos y también el pago de los microcréditos concedidos. Finalmente, el conjunto propuesto de variables considera la evolución del PBI [*var\_m\_pbi*], como un indicador del estado de la economía, que puede ser identificado adicionalmente como un factor que motiva (o disuade) a los emprendimientos. Las citadas variables se incluyen en la Tabla 5.5 y también son consideradas por la literatura como factor explicativo del riesgo de crédito en IMFs (Blanco *et al.*, 2013, 2014; Cubiles *et al.*, 2013; Rayo *et al.*, 2010; Beledo *et al.*, 2007; Vogelgesang, 2003). De acuerdo con la literatura revisada, la variable indicativa de la variación de los salarios en el período del microcrédito no ha sido incluida en estudios previos, lo cual, dada su potencial relevancia en relación al desarrollo del emprendedurismo en Uruguay, se señala como una aportación de esta investigación.

**Tabla 5.5.** Descripción de variables independientes. Variables del entorno macroeconómico

Nombre	Definición	Signo esperado	Referencias
[var_m_ipc]	Variación mensualizada del Índice de Precios al Consumo (IPC) en el período de repago del microcrédito. Fuente: Instituto Nacional de Estadística	(+)	Cubiles <i>et al.</i> (2013); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014); Rayo <i>et al.</i> (2010)
[var_m_salarios]	Variación mensualizada del Índice Medio de Salarios en el período de repago del microcrédito. Fuente: Instituto Nacional de Estadística	(+)	---
[var_m_tasas_interes]	Variación mensualizada de la tasa media de interés vigente para los préstamos en efectivo a microempresas en el período de repago del microcrédito. Fuente: Banco Central del Uruguay	(+)	Cubiles <i>et al.</i> (2013); Rayo <i>et al.</i> (2010); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[var_m_empleo]	Variación mensualizada del Índice de Empleo en el período de repago del microcrédito. Fuente: Instituto Nacional de Estadística	(+)	Cubiles <i>et al.</i> (2013); Rayo <i>et al.</i> (2010); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[var_m_luz]	Variación mensualizada de la tarifa de electricidad en el período de repago del microcrédito. Fuente: Instituto Nacional de Estadística	(+)	Cubiles <i>et al.</i> (2013); Rayo <i>et al.</i> (2010); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[var_m_agua]	Variación mensualizada de la tarifa del agua en el período de repago del microcrédito. Fuente: Instituto Nacional de Estadística	(+)	Cubiles <i>et al.</i> (2013); Rayo <i>et al.</i> (2010); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014)
[var_m_pbi]	Variación mensualizada del Producto Bruto Interno (PBI) en el período de repago del microcrédito. Fuente: Banco Central del Uruguay	(+)	Cubiles <i>et al.</i> (2013); Rayo <i>et al.</i> (2010); Blanco <i>et al.</i> (2013, 2014); Vogelgesang (2003); Beledo <i>et al.</i> (2007)

Fuente: elaboración propia

### 5.2.2. Especificación del modelo

A efectos del estudio empírico de este capítulo, la muestra de 1,357 microcréditos se divide en dos submuestras, una de estimación del puntaje y otra de validación o prueba. Este proceso de desarrollo de puntaje en una submuestra y prueba en otra submuestra se realizó diez veces. De acuerdo con Louzada *et al.* (2016), este es uno de los métodos de validación más comunes, siendo utilizado en Kim y Sohn (2010), Cubiles *et al.* (2013), Blanco *et al.* (2013, 2014) y De Cnudde *et al.* (2015), entre otros. El criterio de división en submuestras es aleatorio, no temporal. En este sentido, el criterio temporal para dividir la muestra no siempre es el mejor, ya que exige del cumplimiento de ciertos supuestos (por ejemplo, el balance de la muestra -ver Tabla 5.4) que, en este caso, no se cumplen.

En este capítulo, la metodología consiste en la aplicación de modelos logit y probit para identificar los determinantes de la probabilidad de incumplimiento. Para estimar ambos modelos, las variables de entrada se seleccionaron según el método *stepwise*. Este método de selección de variables independientes significativas, que consiste en la incorporación o el retiro secuencial de variables a efectos de maximizar la precisión predictiva del modelo, es descripto en Hand y Henley (1997) y es utilizado, a modo de ejemplo, en Dinh y Kleimeier (2007), Kim y Sohn (2010) y Römer y Mußhoff (2017).

Los modelos logit y probit se introdujeron ya en el Capítulo 2 como metodologías estadísticas paramétricas no lineales que permiten estimar una variable dependiente binaria o binomial. A su vez, en el Capítulo 3 se detallan los estudios académicos previos que utilizan ambos tipos de modelos para evaluar el riesgo de crédito en una IMF. En particular, el modelo de regresión de variable cualitativa logit se formula a continuación (Wooldridge, 2003):

$$P(y_i = 1 / x) = G(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k) = G(\beta_0 + x_i \beta)$$

$$P(y = 1/x) = G(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k) = G(\beta_0 + x\beta),$$

Donde,

$y$ =variable dependiente binaria que toma los valores “1”=que el prestatario no pague el préstamo y “0”=que el prestatario pague en tiempo y forma.

$x$ =conjunto de variables explicativas o independientes ( $x_1 \dots x_k$ ).

$\beta_0$ =coeficiente que indica el cambio en  $y$  cuando todas las variables independientes son cero.

$\beta_1 \dots \beta_k$ =coeficientes que indican el cambio en  $y$  ante el cambio en cada una de las variables independientes  $x_1 \dots x_k$ , manteniendo el resto de los factores fijos.

$G$ = función que solamente toma valores entre 0 y 1.

$i$ =observaciones del modelo,  $i=1, 2, \dots, n$ .

Asimismo, también se estiman modelos de elección binaria probit, que se diferencian del modelo logit en su función de densidad y de distribución acumulada, que se indican a continuación (Wooldridge, 2003):

$$G(z) = \Phi(z) \equiv \int_{-\infty}^z \phi(v) dv$$

$$\phi(z) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}} \exp(-z^2/2)$$

Donde,

$G$ =función de distribución acumulada de una variable aleatoria normal estandarizada, que toma valores comprendidos entre 0 y 1 para todos los números reales  $z$ .

$\phi(z)$  =función de densidad de una variable aleatoria normal estandarizada.

### 5.3.ANÁLISIS UNIVARIANTE

Esta sección presenta las estadísticas descriptivas básicas de cada variable dependiente y las independientes seleccionadas según el método *stepwise* en la Tabla 5.6.

Como muestra la citada Tabla, para cada definición de morosidad, la muestra es desbalanceada, con una gran asimetría entre el número de morosos y no morosos. Los clientes incluidos en la primera definición de préstamos morosos [*cuotamas30*] superan a los que no informaron retrasos en una proporción de 3 a 1. Esta relación aumenta a 4 a 1 si se consideran los clientes que registraron un promedio positivo de atrasos en sus pagos [*promedimas0*]. Por otro lado, si los clientes registran atrasos de más de 30 días en promedio [*promedimas30*], la relación disminuye a 2 a 1. Para las dos últimas definiciones de morosidad ([*mitad\_o\_menos*] y [*primeracuotaonada*]), los clientes sin atrasos superan con creces a los clientes que incurrieron en incumplimientos, considerando si pagaron la mitad del préstamo o menos (2 a 1) o que sólo pagaron la primera cuota o nada (7 a 1).

De acuerdo con lo indicado en la Tabla 5.1, en Dellien y Schreiner (2005), Diallo (2006), Lara *et al.* (2011) y Rayo *et al.* (2010) se utiliza la misma definición que se representa en [*cuotamas30*]. Al respecto, cabe indicar que en Lara *et al.* (2011) y Rayo *et al.* (2010) se utilizan muestras balanceadas, en Dellien y Schreiner (2005) no se dispone de información sobre la distribución de impagos, mientras en Diallo (2006) el porcentaje de impagos de una IMF de Malí correspondió al 34%. En consecuencia, si bien en todos estos antecedentes se utiliza el mismo criterio de morosidad que en el presente trabajo, por las razones expuestas los resultados obtenidos no son estrictamente comparables.

Una definición de morosidad similar, consistente en el atraso de 45 o más días en al menos una cuota del préstamo, es utilizada por Beledo *et al.* (2007), obteniendo un 57% de microcréditos impagos en el total. Este último caso, correspondiente a una IMF uruguaya, resulta más comparable con los resultados obtenidos en la presente investigación bajo [*cuotamas30*], si bien los impagos son mayores en términos relativos, lo que tiene que ver con la mayor vulnerabilidad socioeconómica de los clientes de microcréditos de PFEP. En particular, de acuerdo con lo indicado en la Tabla 4.4 y la Figura 4.2, se constató en términos generales la disminución de la morosidad con el paso del tiempo. En este punto, para el año 2016 los impagos bajo

la primera definición de morosidad representaron el 43%, en línea con los resultados de Beledo *et al.* (2007). El resto de definiciones de morosidad utilizadas en la presente investigación no resultan incluidas en la literatura previa y caracterizan específicamente a la población de microcréditos bajo estudio. En particular, hasta donde llega nuestro conocimiento, una conceptualización tan amplia de la variable dependiente no ha sido utilizada en investigaciones previas.

La Tabla 5.6 muestra el análisis descriptivo de las variables independientes diferenciando entre morosos y no morosos. El importe del microcrédito otorgado al empresario [*importeoper*] se establece en todos los casos en pesos uruguayos, registrando solo el valor del préstamo otorgado al emprendedor y sujeto a cancelación, sin incluir los subsidios otorgados. Los resultados muestran que, en general, es una variable con una gran dispersión, correspondiendo un mayor importe para los deudores no morosos. En otras palabras, si se considera la distribución de incumplimientos de acuerdo con el monto del microcrédito, se encuentra que los prestatarios que pagaron sus cuotas en tiempo y forma registraron montos significativamente más altos que aquellos que no lo hicieron. En la misma línea, el monto mensual de la cuota de microcrédito [*valorcuota*] es mayor para los créditos que abonaron en tiempo y forma su microcrédito que para aquellos que registraron incumplimientos.

De acuerdo con los términos del PFEP, el repago del préstamo se realiza en un plazo de 12 cuotas mensuales y puede extenderse a 18 cuotas mensuales, de acuerdo con la recomendación del equipo técnico, si las características de la inversión y el proceso de producción lo justifican. En este sentido, la mayoría de los microcréditos se otorgaron en 12 cuotas (54%), seguidos de los acordados en 18 cuotas (31%) y 15 cuotas (11%). La distribución entre clientes morosos y no morosos muestra que los clientes con incumplimientos recibieron microcréditos a pagar en un mayor número de cuotas, a excepción de [*primeracuotaonada*].

Para los préstamos desembolsados entre 2012 y 2016, se registra, en general, una evolución a la baja de la morosidad, lo que se explica por la participación de RMSA, que se encarga de la cobranza de los



microcréditos y el procesamiento de información desde 2012, en sustitución del MIDES. RMSA es una IMF con fines de lucro y es además un ejemplo de un proceso de *downscaling*, en mérito al cual el BROU incursionó en el mercado de microfinanzas uruguayo desde 2008. Al respecto, el contrato realizado en junio de 2012 entre MIDES y RMSA, comentado en el capítulo 3, implicó de hecho la profesionalización en la gestión de cobranzas de los microcréditos concedidos por MIDES.

Cuatro de las cinco variables seleccionadas para ilustrar los patrones de comportamiento de pago del prestatario se asociaron significativamente con la distribución de la cartera entre pagos e incumplimientos. En particular, *[cuotas\_pagadas]* así como también *[cred\_ant]* observan una relación negativa con la distribución entre pagos e incumplimientos, lo que está en línea con la literatura relacionada (Rayo *et al.*, 2010). Del mismo modo, la variable *[porc\_ult\_cred]* también está relacionada con la distribución de préstamos según la morosidad, observando un signo negativo con la probabilidad de incumplimiento. Por otro lado, la variable *[cuotas\_morosas]*, está positivamente relacionada con la probabilidad de incumplimiento del microcrédito actual, es decir, a mayor número de cuotas morosas anteriores a este préstamo, mayor será la probabilidad de que un préstamo esté generando un nuevo incumplimiento. Respecto a la distribución del número de cuotas pagadas y morosas del microcrédito anterior, respectivamente, entre los grupos de microcréditos pagados y no pagados, se muestra que la mayor cantidad de cuotas pagadas se asocia principalmente con el grupo de microcréditos pagados a su debido tiempo y forma, mientras que la situación inversa se verifica para las cuotas morosas.

La distribución entre créditos buenos y malos (no morosos y morosos, respectivamente) para las diferentes categorías de la variable independiente muestra que, si el emprendedor es un hombre, se genera una mayor probabilidad de incumplimiento, mientras que el mejor comportamiento de pago es observado por las mujeres.

Teniendo en cuenta la edad del emprendedor al momento de otorgarse el préstamo *[edad\_cred]*, se puede observar que los valores



centrales se encuentran en el rango de 35-45 años. Al respecto, como ya se mencionó, los empresarios de la MIPyMEs en Uruguay tienen una edad promedio de 47 años y un desvío de 11 años (DINAPYME, 2018). Lo anterior no implica mayores cambios respecto a la primera edición de la Encuesta, correspondiente al año 2012, donde se registró una edad promedio de 46 años.

En cuanto a la distribución de la morosidad por sector de actividad [*sect\_act*], se evidencia que esta es mayoritariamente homogénea por sector, destacándose el sector industrial, ya que tiene el mayor porcentaje de impago. En referencia a los valores promedio de antigüedad (en años) para cada grupo de microcréditos, se evidencia que para aquellos que se pagaron en tiempo y forma, sus prestatarios observaron una mayor antigüedad en promedio que los correspondientes a los préstamos en mora.

La distribución de los incumplimientos por región [*region*] muestra que la región Sur y la región Litoral Norte destacan, con 27.30% y 22.60%, respectivamente, de los microcréditos otorgados en el período para el criterio [*cuotamas30*], lo que es consistente con la distribución de la población uruguaya ya que dichas regiones concentran, respectivamente, el 55.97% y el 11.14% de la población, constituyendo las dos regiones más pobladas (INE, 2013). Por otro lado, la alta participación de los créditos correspondientes a la región Norte es un factor relevante, puesto que es una de las regiones menos pobladas y concentra a tres departamentos con mayor porcentaje de población con al menos una necesidad básica no satisfecha (INE, 2013). La región con la tasa de incumplimiento más alta es la región Centro, que corresponde a la región con la frecuencia más baja de otorgamiento de microcréditos en el país. En el otro extremo está la región Sur, con el porcentaje más bajo de incumplimiento.

**Tabla 5.6.** Estadística descriptiva de las variables independientes por submuestras (morosos vs. no morosos)

	[cuotas30]			[mitad_o_menos]			[primeracuotaonada]			[promediamos]			[promediamos30]		
	0	1	p	0	1	p	0	1	p	0	1	p	0	1	p
[año_cred]	0.82 (1.15)	0.33 (1.15)	0.00	0.33 (1.16)	0.70 (1.15)	0.00	0.45 (1.18)	0.47 (1.07)	0.78	0.85 (1.13)	0.36 (1.16)	0.00	0.64 (1.20)	0.34 (1.14)	0.00
[importeoper]	15.41 (43.35)	12.15 (14.26)	0.18	13.84 (30.14)	11.22 (6.69)	0.01	13.31 (26.48)	10.53 (6.52)	0.00	13.35 (19.58)	12.86 (26)	0.73	14.14 (35.5)	12.23 (15.15)	0.25
[valorcuota]	3.34 (25.82)	1.21 (8.4)	0.14	2.22 (18.13)	0.78 (0.5)	0.02	1.88 (15.81)	0.8 (0.64)	0.02	2.61 (18.33)	1.53 (13.79)	0.37	2.5 (20.94)	1.28 (9.22)	0.21
[inocuota]	13.68 (4.28)	14.05 (2.95)	0.14	13.76 (3.46)	14.35 (3.03)	0.00	14.0 (3.37)	13.69 (3.02)	0.21	13.76 (4.37)	14.00 (3.03)	0.40	13.75 (3.87)	14.08 (2.95)	0.10
[porc_subs_1]	17.14 (9.42)	18.25 (7.53)	0.05	17.46 (8.30)	18.99 (7.42)	0.00	17.84 (8.19)	18.90 (6.97)	0.07	17.43 (8.72)	18.11 (7.88)	0.25	17.11 (8.82)	18.50 (7.50)	0.00
[porc_subs_2]	28.59 (19.7)	33.1 (18.22)	0.00	31.85 (19.34)	32.251 (17.37)	0.7	31.63 (18.95)	34.37 (16.67)	0.05	29.90 (19.74)	32.48 (18.41)	0.06	30.221 (19.37)	33.05 (18.2)	0.01
[cuotas_pagadas]	2.59 (5.63)	1.42 (4.43)	0.00	2.17 (5.38)	0.79 (3.11)	0.00	1.87 (4.98)	0.618 (2.83)	0.00	2.90 (5.88)	1.42 (4.43)	0.00	2.45 (5.58)	1.26 (4.16)	0.00
[tipo_emprendedor]			0.02			0.59			0.02						0.04
Hombre	32.83%	39.82%		37.60%	39.08%		36.91%	46.24%		34.87%	38.87%		34.64%	40.19%	
Mujer	67.16%	60.18%		62.40%	60.92%		63.09%	53.76%		65.13%	61.13%		65.36%	59.81%	
[edad_cred]	43.81 (11.22)	41.79 (10.63)	0.00	43.06 (11.09)	40.79 (10.09)	0.00	42.53 (10.90)	40.64 (10.04)	0.02	42.94 (11.23)	42.14 (10.71)	0.3	43.65 (10.9)	41.47 (10.68)	0.00
[region]			0.06			0.17			0.41						0.00
Norte	17.61%	19.96%		17.80%	22.49%		18.83%	23.12%		15.33%	20.35%		16.05%	21.39%	
Litoral Norte	19.70%	22.60%		21.80%	22.05%		21.88%	21.97%		18.39%	22.72%		19.96%	23.05%	
Litoral Oeste	8.66%	10.67%		9.90%	10.70%		9.97%	11.56%		9.96%	10.22%		10.37%	10.05%	
Sur	35.52%	27.30%		31.03%	25.98%		29.39%	28.90%		36.40%	27.65%		34.05%	26.48%	
Este	12.84%	11.64%		12.57%	10.70%		12.16%	10.40%		13.41%	11.59%		13.89%	10.76%	
Centro	5.67%	7.83%		6.90%	8.08%		7.77%	4.05%		6.51%	7.48%		5.68%	8.27%	
[sect_act]			0.80			0.00			0.02			0.70			0.33
1	10.45%	9.88%		12.24%	5.68%		10.90%	4.05%		10.73%	9.85%		11.74%	8.98%	
2	21.79%	23.97%		25.14%	20.09%		23.31%	24.28%		20.69%	24.09%		22.70%	23.88%	
3	45.37%	42.95%		40.60%	49.34%		43.58%	43.35%		44.83%	43.25%		44.03%	43.26%	
4	22.39%	23.19%		22.02%	24.89%		22.21%	28.32%		23.75%	22.81%		21.53%	23.88%	
[antigüedad]															
0	51.94%	60.67%		59.73%	56.11%		58.53%	58.38%		52.11%	60.04%		55.97%	60.05%	
1	32.84%	29.75%		27.14%	37.12%		29.81%	35.26%		31.80%	30.20%		29.55%	31.09%	
2	6.27%	4.70%		5.90%	3.49%		5.32%	3.47%		6.13%	4.84%		6.07%	4.49%	

	[cuotas30]			[mitad_o_menos]			[primeracuotaonada]			[promedios30]			[promedios30]		
	0	1	P	0	1	P	0	1	P	0	1	P	0	1	P
3	3.88%	2.54%		3.56%	1.53%		3.29%	0.00%		4.21%	2.55%		3.91%	2.25%	
4	2.99%	0.98%		1.67%	1.09%		1.44%	1.73%		3.45%	1.00%		2.54%	0.83%	
5	1.19%	0.68%		1.11%	0.22%		0.84%	0.58%		1.53%	0.64%		0.98%	0.71%	
6	0.60%	0.39%		0.56%	0.22%		0.42%	0.58%		0.38%	0.46%		0.59%	0.35%	
7	0.30%	0.10%		0.22%	0.00%		0.17%	0.00%		0.38%	0.09%		0.39%	0.00%	
8	0.00%	0.20%		0.11%	0.22%		0.17%	0.00%		0.00%	0.18%		0.00%	0.24%	
[var_m_ipc]	1.15 (0.57)	1.04 (0.41)	0.00	1.06 (0.47)	1.08 (0.42)	0.56	1.08 (0.46)	1 (0.40)	0.01	1.17 (0.60)	1.05 (0.41)	0.00	1.11 (0.53)	1.05 (0.41)	0.02
[var_m_salarios]	0.25 (0.47)	0.25 (0.21)	0.94	0.26 (0.33)	0.23 (0.20)	0.04	0.25 (0.3)	0.23 (0.25)	0.30	0.26 (0.52)	0.24 (0.21)	0.49	0.25 (0.41)	0.24 (0.20)	0.78
[var_m_tasainteres]	0.72 (3.63)	1.66 (2.11)	0.00	1.42 (2.79)	1.46 (2.18)	0.73	1.44 (2.63)	1.35 (2.40)	0.62	0.57 (3.88)	1.64 (2.14)	0.00	1.04 (3.16)	1.67 (2.17)	0.00
[var_m_empleo]	-0.13 (0.40)	-0.02 (0.20)	0.00	-0.05 (0.29)	-0.06 (0.21)	0.50	-0.05 (0.27)	-0.02 (0.23)	0.11	-0.13 (0.43)	-0.03 (0.21)	0.00	-0.10 (0.34)	-0.02 (0.20)	0.00
[var_m_luz]	0.51 (0.33)	0.60 (0.32)	0.00	0.58 (0.33)	0.55 (0.30)	0.08	0.58 (0.32)	0.55 (0.33)	0.3	0.49 (0.32)	0.59 (0.32)	0.00	0.55 (0.32)	0.59 (0.32)	0.018
[var_m_agua]	0.66 (0.32)	0.73 (0.26)	0.00	0.71 (0.29)	0.71 (0.27)	0.92	0.71 (0.28)	0.72 (0.26)	0.67	0.67 (0.32)	0.72 (0.27)	0.010	0.68 (0.31)	0.73 (0.26)	0.004
N	335	1022		899	458		1184	173		261	1096		511	846	

Notas: las variables dicotómicas o categóricas se expresan en porcentajes mientras que para variables continuas se muestran la media y desviación típica. Si las variables son categóricas, el p-valor corresponde al test chi-cuadrado de diferencia de proporciones. Si la variable es continua, el p-valor corresponde al test t de diferencia de medias. Para cada una de las definiciones de morosidad, se creó una variable dicotómica donde el “1” corresponde a los microcréditos que hayan registrado algún tipo de atrasos de acuerdo a la definición que corresponda, mientras que el “0” es asignado a los microcréditos no comprendidos en estos casos. Las variables [importeoper] y [valorcuota] se expresan en miles. La variable [año\_cred] se normalizó a 2013.

Fuente: elaboración propia

## 5.4. ANÁLISIS MULTIVARIANTE

### 5.4.1. Perspectiva explicativa

Las Tablas 5.7 y 5.8 muestran los resultados de las regresiones logit y probit para cada definición de incumplimiento previamente definida. Los resultados de ambos modelos son muy similares en términos de variables significativas y signo de los parámetros respectivos y, en general, están en línea con lo esperado.

*Incumplimiento: retraso de 30 o más días en el pago de al menos una cuota [cuotamas30]*

En particular, focalizándose en [cuotamas30], se determinó que las siguientes variables tienen un impacto negativo en la probabilidad de incumplimiento, a saber, [nrocuota], [lnvalorcuota], [cuotas\_pagadas], [año\_cred], [2.Tipo\_emprendedor] y [edad\_cred]. Por otro lado, se detectó que [lnimporteoper], [var\_m\_salarios], [var\_m\_empleo], [var\_m\_luz], [porc\_subs\_1] y [porc\_subs\_2] afectan de forma positiva el impago.

El signo de los parámetros significativos coincide principalmente con lo que se esperaba y con gran parte de la literatura disponible. En particular, cuanto mayor sea el número de cuotas del microcrédito [nrocuota], menor será la probabilidad de incumplimiento. Este resultado está presente en Yang *et al.* (2009), Van Gool *et al.* (2012), Cubiles *et al.* (2013) y Blanco *et al.* (2013, 2014), mientras que para Kammoun y Triki (2016) y Vogelgesang (2003) un mayor número de cuotas se relaciona con una mayor probabilidad de morosidad. En este punto, se debe considerar que el foco del alcance de la IMF social sin fines de lucro, objeto de análisis en esta investigación, se refiere a clientes con un bajo nivel de recursos económicos que se benefician de un mayor número de cuotas (hasta 18) para cumplir con sus obligaciones de pago. Al respecto, si bien puede entenderse que el mayor plazo de un microcrédito puede estar relacionado con un mayor grado de incertidumbre en la devolución de las cuotas del préstamo, Yang *et al.* (2009) estiman que es probable que los deudores más

averosos al riesgo, con menores probabilidades de incumplimiento, sean titulares de los microcréditos con mayores plazos.

En cuanto al monto de la cuota [*lnvalorcuota*], un mayor valor se relaciona con una menor probabilidad de incumplimiento. En la literatura revisada sobre aplicación de modelos de *credit scoring* a microfinanzas, si bien es habitual la consideración de las variables representativas del monto del microcrédito o del número de cuotas del mismo, no se detectaron trabajos en los que se haya incluido el monto de la cuota como variable del modelo. No obstante, en Dellien (2003) se sugiere el uso de esta variable como una característica relevante del préstamo para medir el riesgo de crédito de un cliente.

El historial de pago del emprendedor, en forma de las cuotas pagadas sobre el préstamo anterior al actual [*cuotas\_pagadas*], también afecta negativamente la probabilidad de incumplimiento. Otros autores utilizan variables similares para transmitir la experiencia de pago histórica del cliente, encontrando la misma relación con la morosidad, entre otros, Blanco *et al.* (2014), Cubiles *et al.* (2013) y Dellien y Schreiner (2005).

El signo negativo del coeficiente de la variable [*año\_cred*] evidencia la relación negativa con la morosidad, esto es, la disminución de la morosidad en el tiempo, lo que se refiere a la profesionalización en la gestión de cobranzas, comentada en el capítulo 3.

El hecho de que el titular del microcrédito sea una mujer empresaria [*2.Tipo\_emprendedor*] afecta negativamente la morosidad. Este resultado está en línea con la literatura previa. En particular, Viganò (1993) y Schreiner (1999b) encuentran que las mujeres son mejores clientes que los hombres, mientras que Reinke (1998) afirma que ello se relaciona con el hecho de que son más responsables financieramente respecto al reembolso de la deuda.

Cuanta mayor edad tenga el emprendedor [*edad\_cred*], menor es la probabilidad de incumplimiento. Este hallazgo está presente en Beledo *et al.* (2007), Rayo *et al.* (2010), Cubiles *et al.* (2013) y Blanco

*et al.* (2013, 2014). En la misma línea, Reinke (1998) indica que es menos probable que los prestatarios jóvenes paguen sus préstamos.

En el caso del monto total del microcrédito [*lnimporteoper*], la relación con la probabilidad de incumplimiento es positiva, resultado que se encuentra en línea con Vogelgesang (2003), Kammoun y Triki (2016), Kinda y Achonu (2012) y Römer y Mußhoff (2017). No obstante, Viganò (1993) argumenta que los empresarios con mayores montos de microcréditos son clientes con mejor comportamiento de pago. En este último caso, se puede pensar que este tipo de clientes son clientes bancarios más experimentados, mientras que en nuestro caso, la IMF atiende a una porción de clientes con la mayor vulnerabilidad económica y que, en general, están excluidos financieramente.

Las variables macroeconómicas que indican la evolución de los salarios [*var\_m\_salarios*], el empleo [*var\_m\_empleo*] y la electricidad [*var\_m\_luz*] en el período del préstamo tienen una influencia positiva en la probabilidad de incumplimiento. En este sentido, el nivel de incumplimiento de los titulares de emprendimientos financiados por el PFEP se incrementa con la mejora en los niveles de empleo –nuevas fuentes de mano de obra dependiente– o el nivel de salarios del sector público y privado. Por otro lado, como era esperable, los incrementos en las tarifas de electricidad también provocan el aumento en los niveles de incumplimiento. Al respecto, Cubiles *et al.* (2013) y Blanco *et al.* (2013) incluyen en sus modelos las variables representativas de la evolución del empleo y la electricidad en el período del préstamo, obteniendo en ambos casos una relación negativa con la probabilidad de incumplimiento. Por otro lado, Rayo *et al.* (2010) y Lara *et al.* (2011) incluyen estas variables en sus modelos, estableciendo un signo esperado positivo de la variación de electricidad y negativo de la variación de empleo con la probabilidad de incumplimiento, no obstante lo cual ninguna de las dos variables resultó significativa.

Finalmente, el hecho de que el emprendedor haya recibido subsidios (*[porc\_subs\_1]* y *[porc\_subs\_2]*) aumenta la probabilidad de incumplimiento, lo que se considera un resultado diferente a lo

esperado inicialmente, ya que la presencia de subsidios disminuye el monto total del apoyo económico a devolver. Por otro lado, la obtención de subsidios depende del nivel de vulnerabilidad económica definido por el MIDES, con lo que podría inferirse que aquellos empresarios más vulnerables tienen una menor probabilidad de pagar sus préstamos. Al respecto, como ya se ha señalado en los capítulos previos, este trabajo analiza la aplicación de herramientas de *credit scoring* a una IMF sin fines de lucro en la que no se pacta el cobro de interés en la devolución de los microcréditos. En ese contexto, se establece adicionalmente la concesión de subsidios a los titulares de los microcréditos. En nuestra opinión, la misión social de la IMF en este caso prima sobre la devolución de los microcréditos, concediéndose mayores niveles de subsidio a los emprendimientos con mayor nivel de vulnerabilidad socioeconómica y, por lo tanto, con menor capacidad de repago de sus obligaciones, lo que determina una menor probabilidad de devolución de las sumas prestadas por la IMF.

A continuación, se analizan los resultados obtenidos considerando las restantes definiciones de morosidad. Dado que la mayoría de los resultados resultan similares a los ya comentados para [cuotamas30], valen las referencias a la literatura previa oportunamente comentadas en párrafos anteriores.

*Incumplimiento: pago de la mitad o menos de las cuotas del préstamo [mitad\_o\_menos]*

Un tercio de los microcréditos analizados registró el pago de la mitad o menos de las cuotas del préstamo. De acuerdo con los resultados de los modelos logit y probit, esta probabilidad de incumplimiento se relaciona negativamente con la cantidad de cuotas abonadas en el préstamo anterior, la calidad de mujer emprendedora, la edad del emprendedor en el momento de recibir el préstamo y la ubicación de la empresa en la región Este. Por otro lado, el haber obtenido subsidios de tipo 1, junto con el año en que se otorgó el crédito y el que se trate de un emprendimiento que realiza actividades comerciales y de servicios, aumenta la probabilidad de incumplimiento. En este punto, si bien para el resto de las definiciones de incumplimiento el año en que se otorgó el microcrédito está



relacionado negativamente con la probabilidad de que exista un atraso costoso para la IMF, bajo esta definición la relación es inversa, es decir, aumenta la probabilidad del impago con el paso del tiempo. Siendo una definición de morosidad de alta severidad, esto puede relacionarse con las dificultades crecientes de un sector de deudores para asumir la responsabilidad de los pagos del microcrédito, que ocasiona que apenas sea posible la devolución de al menos la mitad de las cuotas pactadas.

*Incumplimiento: pago de la primera cuota del préstamo o de ninguna cuota [primeracuotaonada]*

Centrándonos en la probabilidad de que un empresario pague sólo la primera cuota del préstamo o no pague ninguna cuota, esta variable de morosidad se ve negativamente afectada por la cantidad de cuotas pagadas en el préstamo anterior, la edad del emprendedor en el momento de recibir el préstamo, el hecho de ser mujer empresaria y la ubicación de la empresa en la región Centro. Por otro lado, la concesión de subsidios de tipo 1 y tipo 2 y que el sector de actividad empresarial corresponda a la industria, el comercio y los servicios son factores que aumentan esta probabilidad de incumplimiento.

*Incumplimiento: retraso promedio positivo en el pago de las cuotas del microcrédito [promediomas0]*

Los resultados muestran que la probabilidad de que un préstamo genere atrasos positivos, en promedio, en el pago de sus cuotas se ve afectada por un número menor de variables que las discutidas en los párrafos anteriores para el criterio [cuotamas30]. En particular, el número de cuotas del préstamo, el valor de la cuota del préstamo (en términos logarítmicos), el monto de las cuotas pagadas en el préstamo anterior, el año en que se otorgó el préstamo y la ubicación del proyecto en la región Sur, reducen la probabilidad de incumplimiento. Por otro lado, cuanto mayor sea el monto del microcrédito (en términos logarítmicos) y la variación mensual de la tasa de empleo, mayor será la probabilidad de incumplimiento según esta definición. Este es el modelo más parsimonioso de los cinco analizados, lo que puede estar referido a la mayor dificultad de individualizar variables



significativas en los modelos analizados para explicar este comportamiento de los clientes.

*Incumplimiento: retraso promedio de 30 o más días en el pago de las cuotas del microcrédito [promediamas30]*

La probabilidad de que un préstamo genere un retraso promedio de 30 días en el pago de sus cuotas se ve negativamente afectada por el número de cuotas pagadas en el crédito anterior, el año en que se otorgó el microcrédito, el hecho de que sea una mujer la empresaria, la edad del emprendedor al recibir el préstamo y la ubicación geográfica del emprendimiento en las regiones [Sur] y [Este]. La variable representativa de las regiones no resultó significativa en la primera definición de incumplimiento ([cuotamas30]), pero en [promediamas30] se destaca la importancia de dos regiones con una mayor proporción de riqueza económica que la región de base, al norte del territorio uruguayo [Norte]. Lo anterior puede fundamentar una mayor capacidad de repago de las cuotas del microcrédito de los emprendimientos situados en las regiones [Sur] y [Este].

Por otro lado, la variación mensual en el empleo durante el período de préstamo, el porcentaje del primer y segundo subsidio en el apoyo total otorgado al emprendedor, y el hecho de que el emprendimiento pertenezca a los sectores de industria, comercio y servicios, afecta positivamente a la probabilidad de incumplimiento. En otras palabras, el hecho que el sector de actividad del emprendimiento corresponda a los tres sectores más importantes que nuclea a las MIPyMEs en Uruguay resulta un factor determinante positivo de la morosidad. En este sentido, la variable [sect\_act] no había resultado significativa para explicar la morosidad en [cuotamas30]. Inversamente, trabajando con empresarios rurales en Burkina Faso, Viganò (1993) detecta una influencia negativa de la actividad comercial en la morosidad, mientras que los emprendimientos relacionados con el sector primario de actividad se relacionan positivamente con el incumplimiento.

**Tabla 5.7.** Resultados modelos logit explicativos

VARIABLES	[cuotamas30 ]	[mitad_o_ menos]	[primeracuot aonada]	[promedio mas0]	[promedio mas30]
[nrocuota]	-0.040** (0.018)	0.018 (0.021)	0.002 (0.014)	-0.034** (0.017)	-0.028 (0.022)
[lnimporteope r]	0.004*** (0.001)	-0.000 (0.002)	-0.000 (0.001)	0.003** (0.001)	0.003 (0.002)
[lnvalorcuota]	-0.004*** (0.001)	0.000 (0.002)	0.000 (0.001)	-0.003** (0.001)	-0.003 (0.002)
[cuotas_pagad as]	-0.005** (0.002)	-0.015*** (0.003)	-0.008*** (0.003)	-0.006*** (0.002)	-0.008*** (0.003)
[var_m_ipc]	0.090 (0.061)	-0.017 (0.068)	-0.045 (0.055)	0.070 (0.056)	0.080 (0.074)
[var_m_salario s]	0.147** (0.063)	0.018 (0.073)	-0.048 (0.073)	0.013 (0.043)	0.088 (0.073)
[var_m_tasaint eres]	-0.002 (0.007)	-0.003 (0.008)	-0.004 (0.005)	0.005 (0.006)	0.001 (0.008)
[var_m_emple o]	0.288*** (0.070)	-0.020 (0.085)	0.029 (0.045)	0.093* (0.048)	0.283*** (0.078)
[var_m_luz]	0.108** (0.049)	0.012 (0.059)	-0.023 (0.039)	0.055 (0.044)	0.052 (0.055)
[var_m_agua]	-0.081 (0.050)	0.069 (0.058)	0.035 (0.043)	-0.076 (0.046)	-0.025 (0.057)
[porc_subs_1]	0.003** (0.001)	0.004** (0.002)	0.003** (0.002)	0.001 (0.001)	0.005*** (0.002)
[porc_subs_2]	0.002** (0.001)	0.001 (0.001)	0.001** (0.001)	0.000 (0.001)	0.002** (0.001)
[año_cred]	-0.033** (0.013)	0.063*** (0.014)	0.003 (0.011)	-0.045*** (0.012)	-0.030** (0.015)
[2.sect_act]	0.057 (0.047)	0.084* (0.046)	0.083*** (0.028)	0.061 (0.044)	0.093* (0.051)
[3.sect_act]	0.068 (0.046)	0.118*** (0.045)	0.073*** (0.026)	0.059 (0.043)	0.114** (0.050)
[4.sect_act]	0.040 (0.048)	0.141*** (0.048)	0.101*** (0.030)	0.029 (0.045)	0.109** (0.052)
[2.tipo_empre ndedor]	-0.052** (0.024)	-0.047* (0.027)	-0.064*** (0.021)	-0.013 (0.022)	-0.053** (0.027)
[edad_cred]	-0.003*** (0.001)	-0.004*** (0.001)	-0.002** (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.005*** (0.001)
[2.region]	-0.003	-0.057	-0.021	-0.008	-0.041

VARIABLES	[cuotamas30 ]	[mitad_o_ menos]	[primeracuot aonada]	[promedio mas0]	[promedio mas30]
	(0.034)	(0.040)	(0.028)	(0.031)	(0.039)
[3.region]	0.018	-0.051	-0.013	-0.045	-0.076
	(0.043)	(0.049)	(0.035)	(0.041)	(0.050)
[4.region]	-0.034	-0.061	-0.003	-0.064**	-0.088**
	(0.034)	(0.038)	(0.028)	(0.031)	(0.038)
[5.region]	-0.048	-0.102**	-0.033	-0.063	-0.133***
	(0.043)	(0.045)	(0.033)	(0.039)	(0.048)
[6.region]	0.020	-0.029	-0.080**	-0.028	0.000
	(0.048)	(0.054)	(0.032)	(0.045)	(0.054)
Observaciones	1,357	1,357	1,357	1,357	1,357
R <sup>2</sup> McFadden	0.0877	0.0682	0.0578	0.0737	0.0657
Wald test	96.13***	108.5***	53.76***	90.40***	96.21***
Log likelihood	-691.9	-808.5	-487.9	-615.4	-839.8
Hosmer-Lemeshow (Pval)	0.352	0.457	0.351	0.299	0.374
Linktest (Pval)	0.714	0.134	0.730	0.919	0.886
Validación cruzada ROC 10 k-fold	0.692 (0.017)	0.670 (0.015)	0.679 (0.020)	0.681 (0.019)	0.663 (0.015)
AIC	1.055	1.227	0.754	0.942	1.273
BIC	-8,231.50	-7,998.04	-8,639.24	-8,384.15	-7,935.37

Notas: R<sup>2</sup> McFadden es el test de poder predictivo del modelo de regresión logística. Wald test es el test conjunto de nulidad de los parámetros estimados. Log likelihood es el logaritmo de la función de verosimilitud. Hosmer-Lemeshow es el p-valor del test de Hosmer Lemeshow, que analiza la bondad de ajuste del modelo. Linktest es el p-valor del Linktest establecido en Pregibon (1980), que analiza la especificación correcta del modelo. Validación cruzada ROC 10k fold es el área bajo la curva, que toma en consideración tanto la sensibilidad como la especificidad del modelo. Esto fue evaluado fuera de la muestra en 10 subgrupos aleatorios. AIC es el criterio de información de Akaike y BIC es el criterio de información bayesiano. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

**Tabla 5.8.** Resultados modelos probit explicativos

VARIABLES	[cuotamas30]	[mitad_o_menos]	[primeracuotaonada]	[promedio mas0]	[promedio mas30]
[nrocuota]	-0.041** (0.018)	0.019 (0.021)	0.003 (0.014)	-0.038** (0.017)	-0.028 (0.022)
[lnimporteoper]	0.004*** (0.001)	-0.000 (0.002)	-0.000 (0.001)	0.003** (0.001)	0.003 (0.002)
[lnvalorcuota]	-0.004*** (0.001)	0.000 (0.002)	0.000 (0.001)	-0.003** (0.001)	-0.003 (0.002)
[cuotas_pagadas]	-0.005** (0.002)	-0.015*** (0.003)	-0.007*** (0.003)	-0.006*** (0.002)	-0.008*** (0.003)
[var_m_ipc]	0.094 (0.062)	-0.018 (0.068)	-0.046 (0.052)	0.077 (0.056)	0.082 (0.074)
[var_m_salarios]	0.148** (0.065)	0.016 (0.066)	-0.037 (0.052)	0.018 (0.045)	0.087 (0.073)
[var_m_tasainteres]	-0.002 (0.007)	-0.003 (0.007)	-0.003 (0.005)	0.005 (0.006)	0.001 (0.008)
[var_m_empleo]	0.286*** (0.070)	-0.014 (0.072)	0.022 (0.043)	0.103** (0.049)	0.279*** (0.077)
[var_m_luz]	0.102** (0.049)	0.014 (0.056)	-0.027 (0.038)	0.048 (0.044)	0.049 (0.055)
[var_m_agua]	-0.080 (0.050)	0.066 (0.057)	0.041 (0.041)	-0.072 (0.046)	-0.024 (0.057)
[porc_subs_1]	0.003** (0.002)	0.004** (0.002)	0.003** (0.001)	0.001 (0.001)	0.006*** (0.002)
[porc_subs_2]	0.002** (0.001)	0.001 (0.001)	0.001** (0.001)	0.000 (0.001)	0.002** (0.001)
[año_cred]	-0.033** (0.013)	0.063*** (0.014)	0.004 (0.010)	-0.043*** (0.012)	-0.029** (0.015)
[2.sect_act]	0.058 (0.046)	0.083* (0.045)	0.083*** (0.028)	0.056 (0.043)	0.092* (0.051)
[3.sect_act]	0.066 (0.045)	0.119*** (0.044)	0.070*** (0.025)	0.053 (0.042)	0.112** (0.050)
[4.sect_act]	0.039 (0.047)	0.142*** (0.047)	0.101*** (0.029)	0.027 (0.044)	0.109** (0.052)
[2.tipo_emprendedor]	-0.053** (0.024)	-0.046* (0.027)	-0.063*** (0.020)	-0.011 (0.022)	-0.053* (0.027)
[edad_cred]	-0.004*** (0.001)	-0.004*** (0.001)	-0.002*** (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.005*** (0.001)
[2.region]	-0.002	-0.055	-0.022	-0.006	-0.042

VARIABLES	[cuotas as30]	[mitad_o_m enos]	[primeracuota onada]	[promedio mas0]	[promedio mas30]
	(0.035)	(0.040)	(0.028)	(0.030)	(0.039)
[3.region]	0.016	-0.049	-0.011	-0.049	-0.076
	(0.043)	(0.049)	(0.035)	(0.041)	(0.050)
[4.region]	-0.032	-0.060	-0.001	-0.062**	-0.088**
	(0.034)	(0.038)	(0.028)	(0.030)	(0.038)
[5.region]	-0.046	-0.101**	-0.033	-0.063	-0.133***
	(0.043)	(0.045)	(0.032)	(0.039)	(0.048)
[6.region]	0.018	-0.029	-0.081**	-0.028	-0.001
	(0.048)	(0.054)	(0.031)	(0.044)	(0.054)
Observaciones	1,357	1,357	1,357	1,357	1,357
R <sup>2</sup> McFadden	0.0876	0.0688	0.0581	0.0736	0.0658
Wald test	101.6***	115.9***	55.83***	95.12***	101.8***
Log likelihood	-691.9	-807.9	-487.7	-615.5	-839.7
Hosmer-Lemeshow (Pval)	0.353	0.440	0.424	0.301	0.376
Linktest (Pval)	0.787	0.177	0.732	0.897	0.850
Validación cruzada ROC 10 k-fold	0.692 (0.016)	0.670 (0.0149)	0.677 (0.0203)	0.680 (0.0185)	0.663 (0.0152)
AIC	1.055	1.226	0.754	0.942	1.273
BIC	- 8,231.09	-7,999.15	-8,639.51	-8,384.03	-7,935.58

Notas: R<sup>2</sup> McFadden es el test de poder predictivo del modelo de regresión probit. Wald test es el test conjunto de nulidad de los parámetros estimados. Log likelihood es el logaritmo de la función de verosimilitud. Hosmer-Lemeshow es el p-valor del test de Hosmer Lemeshow, que analiza la bondad de ajuste del modelo. Linktest es el p-valor del Linktest establecido en Pregibon (1980), que analiza la especificación correcta del modelo. Validación cruzada ROC 10k fold es el área bajo la curva, que toma en consideración tanto la sensibilidad como la especificidad del modelo. Esto fue evaluado fuera de la muestra en 10 subgrupos aleatorios. AIC es el criterio de información de Akaike y BIC es el criterio de información bayesiano. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

A modo de síntesis, cabe indicar que los resultados obtenidos son comunes a los modelos logit y probit, tanto en términos de variables significativas como de su signo. Además, considerando las cinco definiciones de morosidad, la única variable que está presente en todos los modelos es [cuotas\_pagadas], con signo negativo. El hecho de que el titular del microcrédito sea una mujer empresaria afecta

negativamente la probabilidad de incumplimiento en cuatro de las cinco definiciones consideradas, que son: *[cuotamas30]*, *[promedias30]*, *[mitad\_o\_menos]* y *[primeracuotaonada]*. Por su parte, las tres variables macroeconómicas identificadas, *[var\_m\_salarios]*, *[var\_m\_empleo]* y *[var\_m\_luz]*, afectan la primera definición de préstamos morosos que es *[cuotamas30]*. Por otro lado, la variación en el empleo también tiene un efecto positivo en *[promedias30]* y *[promedias0]*. En este sentido, los resultados parecen indicar que la incidencia de estas variables se relaciona con las definiciones de morosidad de menor severidad.

En otro orden, las variables representativas del sector de actividad afectan a tres de las cinco definiciones de morosidad consideradas, a saber, *[promedias30]*, *[mitad\_o\_menos]* y *[primeracuotaonada]*, que son las definiciones más severas de las cinco consideradas. En particular, en los tres casos la morosidad aumenta en el caso que el emprendimiento se dedique a actividades de comercio o servicios, mientras que en *[promedias30]* el mismo efecto tiene lugar si el sector de actividad corresponde a la industria. En el presente trabajo, bajo aquellas definiciones en que las variables representativas del sector de actividad resultaron significativas, en todos los casos la pertenencia a los sectores de comercio, industria y servicios aumenta la probabilidad de incurrir en morosidad, en relación al sector primario de actividad, identificado como el caso base.

En tres de las cinco definiciones consideradas, el año en que se otorgó el crédito tiene un impacto negativo en la probabilidad de incumplimiento (*[cuotamas30]*, *[promedias30]* y *[promedias0]*). Este resultado se considera razonable dada la disminución en la morosidad experimentada a partir de 2012. Sin embargo, en el caso de *[mitad\_o\_menos]*, la incidencia es positiva.

Con la excepción de *[cuotamas30]*, la región geográfica donde se ubica la empresa también es relevante para explicar la probabilidad de incumplimiento. En el caso del *[promedias30]*, la pertenencia a la región Sur y Este tiene un impacto negativo en la probabilidad de impago, regiones con altos niveles de riqueza en comparación con la región Norte. La región Sur tiene el mismo efecto en *[promedias0]*

así como la región Este en *[mitad\_o\_menos]* mientras que en *[primeracuotaonada]* se encontró que la región Centro afectó negativamente al incumplimiento.

#### 5.4.1.1. Efectos marginales y análisis de robustez

La interpretación de los efectos marginales para el modelo logit se presenta en la Tabla 5.9. Si bien los resultados de los dos modelos, logit y probit, son muy similares, se opta por informar solamente de los resultados obtenidos para el modelo logit dado que éste registró un mejor comportamiento en función de los indicadores de bondad de ajuste seleccionados. Entre las variables con mayor influencia en la probabilidad de morosidad se encuentran la variación mensual en el empleo y en los salarios. En el primer caso, se informa que la probabilidad de generar atrasos de 30 días o más en una cuota aumenta en 28.8% cuando la tasa de variación mensual del empleo aumenta en un punto. En la misma situación, la probabilidad de generar atrasos de 30 días o más en promedio aumenta en 28.3%. La variación de los salarios es también un factor de influencia relevante, ya que al aumentar en un punto la variación mensual correspondiente, la probabilidad de morosidad según la primera definición (*[cuotamas30]*) aumenta en un 14.7%. Al igual que con los factores que imponen una reducción en la probabilidad de incumplimiento, el hecho de que el emprendimiento esté ubicado en la región Este o Sur disminuye esta probabilidad en 13.3% y 8.8%, respectivamente, considerando un promedio de atrasos de 30 días o más. En el caso de la probabilidad de que los clientes paguen la mitad de su préstamo o menos, se demuestra que pertenecer a la región Este reduce el incumplimiento en un 10.2%.

**Tabla 5.9.** Efectos marginales en la probabilidad de morosidad. Modelos logit

	[cuotamas30]	[mitad_o_menos]	[primeracuotaonada]	[promediotomas0]	[promediotomas30]
Incremento en 1 del número de cuotas	- 4%	---	---	-3.4%	---
Incremento de 1% en [lnimporteoper]	+0.4%	---	---	+0.3%	---
Incremento de 1% en [lnvalorcuota]	-0.4%	---	---	-0.3%	---
Incremento en 1 en las cuotas pagadas del microcrédito anterior	-0.5%	-1.5%	-0.8%	-0.6%	-0.8%
Incremento de 1% en [var_m_salarios]	+14.7%	---	---	---	---
Incremento de 1% en [var_m_empleo]	+28.8%	---	---	+9.3%	+28.3%
Incremento de 1% en [var_m_luz]	+10.8%	---	---	---	---
Incremento de 1% en el porcentaje del primer subsidio en el apoyo económico total	+0.33%	+0.4%	+0.3%	---	+0.5%
Incremento de 1% en el porcentaje del segundo subsidio en el apoyo económico total	+0.2%	---	+0.1%	---	+0.2%
Incremento de 1 en el año de desembolso del microcrédito	-3.3%	+6.3%	---	-4.5%	-3%
Mujer emprendedora	-5.2%	-4.7%	-6.4%	---	-5.3%
Incremento de 1 en la edad en que se concede el microcrédito al emprendedor	-0.3%	-0.4%	-0.2%	---	-0.5%
Sector de actividad industrial	---	+8.4%	+8.3%	---	+9.3%
Sector de actividad comercial	---	+11.8%	+7.3%	---	+11.4%
Sector de servicios	---	+14.1%	+10.1%	---	+10.9%
Región Sur	---	---	---	-6.4%	-8.8%
Región Este	---	-10.2%	---	---	-13.3%
Región Centro	---	---	-8%	---	---

Notas: la tabla muestra los efectos marginales *ceteris paribus* de los cambios en los regresores que afectan las características de cada variable dependiente considerada.

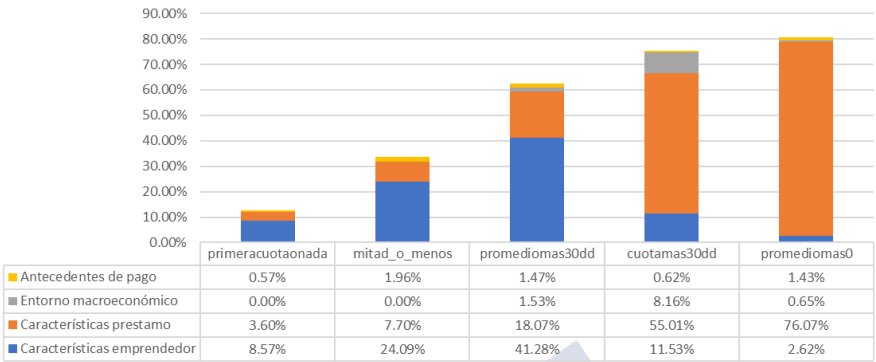
Fuente: elaboración propia



La Figura 5.1 muestra el poder explicativo de cada grupo de variables independientes en la predicción de la morosidad, de acuerdo con cada una de las cinco definiciones aplicadas. A dichos efectos, para cada modelo logit, se calculó el impacto promedio de la variable dependiente ante el cambio unitario de cada variable explicativa. Posteriormente, estos valores se multiplicaron por la media de la variable explicativa obtenida en el análisis descriptivo. En consecuencia, se obtiene una aproximación a la cuantificación del impacto en la variable dependiente que ha tenido cada variable explicativa. Los impactos relativos se expresan en una escala que va desde 0 hasta la probabilidad observada del evento, esto es, la morosidad. De esta forma, se observa el impacto de cada variable independiente en la variable dependiente correspondiente a cada una de las cinco definiciones de morosidad y también su importancia en la probabilidad total de incumplimiento. Por lo tanto, cada columna suma la probabilidad de que ocurra el evento de morosidad.

Los resultados muestran que las variables con mayor capacidad explicativa son las relacionadas con las características del microcrédito, principalmente para *[promediamas0]* y *[cuotamas30]*, seguido de las características del emprendedor, que tienen más poder explicativo para *[promediamas30]* y *[mitad\_o\_menos]*. Estos resultados muestran que los pequeños incumplimientos están más relacionados con las características del préstamo, mientras que los incumplimientos más severos se refieren a las características del emprendedor. Las variables macroeconómicas contribuyen a explicar la morosidad fundamentalmente en *[cuotamas30]* mientras que no tienen poder explicativo en *[mitad\_o\_menos]* y *[primeracuotaonada]*.

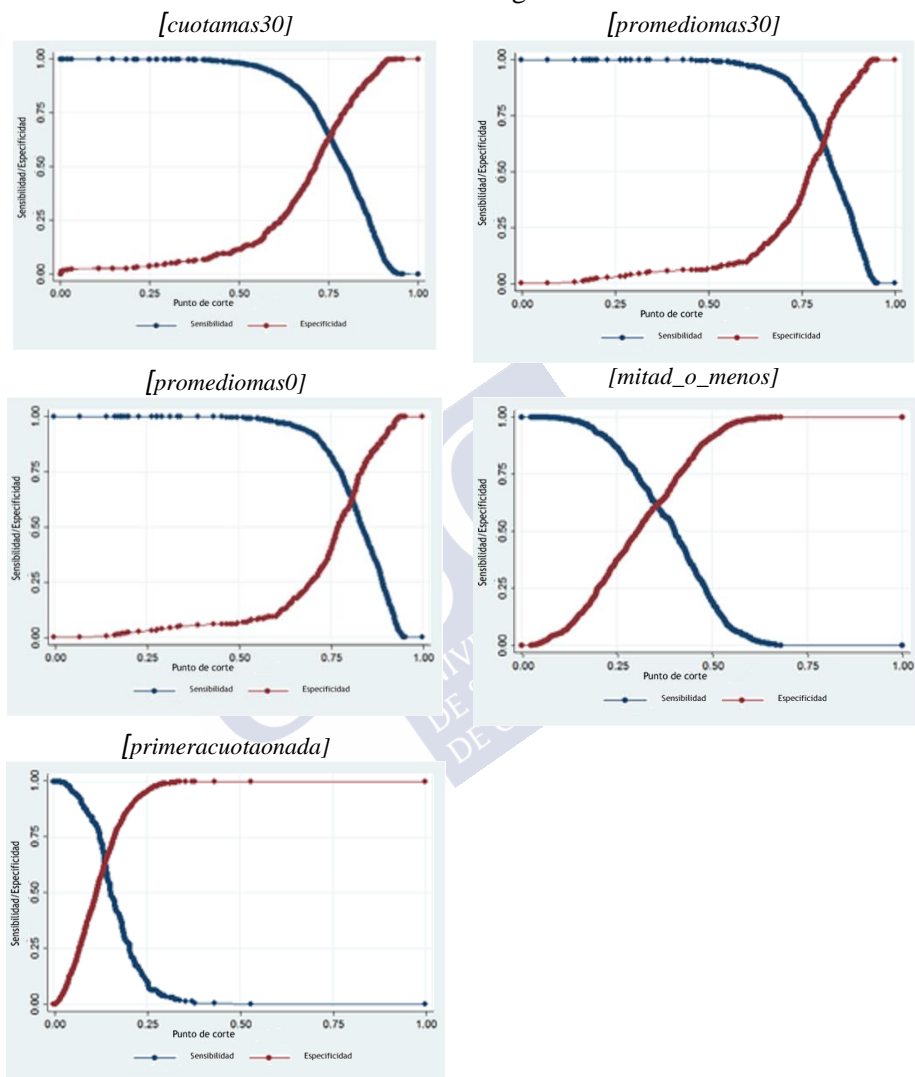
**Figura 5.1.** Impacto de variables independientes por grupo de variables explicativas. Modelos logit



Fuente: elaboración propia

La Figura 5.2 representa la evolución de la sensibilidad y especificidad de acuerdo con el punto de corte (*cutoff*) para el modelo logit. Al respecto, mientras la medida de sensibilidad indica la proporción de casos de microcréditos con incumplimiento que la técnica clasificó correctamente como tales, la especificidad, en cambio, establece la proporción de microcréditos no morosos clasificados correctamente. En el caso de los modelos logit, para [*cuotamas30*], el punto de corte óptimo, que maximiza la sensibilidad y especificidad del modelo, es 0.75, que coincide con el porcentaje de microcréditos que registraron impagos para esta definición de morosidad. En el caso de [*promediamas30*] y [*promediamas0*], el punto de corte óptimo es ligeramente mayor mientras que para [*mitad\_o\_menos*] y [*primeracuotaonada*] el punto de corte es significativamente menor, oscilando entre el rango de 0.10 y 0.25, respectivamente.

**Figura 5.2.** Sensibilidad y Especificidad según definición de morosidad.  
Modelos logit



Fuente: elaboración propia

### 5.4.2. Perspectiva predictiva

A efectos de confeccionar los modelos logit predictivos, se han seleccionado únicamente las características individuales del

emprendedor, de su comportamiento de pagos anterior y del microcrédito. En este sentido, se decidió no considerar en los modelos predictivos las variables macroeconómicas por la dificultad en predecir los valores de estas variables en el período de vida del microcrédito. Por otro lado, los modelos predictivos tampoco consideraron las variables *[año\_cred]*, representativa del año en que se había otorgado el microcrédito, mientras que se sustituyó la variable *[cuotas\_pagadas]* por *[cuotas\_morosas]*. La variable *[cuotas\_pagadas]* toma el valor “0” para los clientes que no han solicitado un préstamo y también para aquellos que no han devuelto ninguna cuota. En este sentido, se entiende más razonable utilizar la variable *[cuotas\_morosas]*, asignando el valor “0” a aquellos clientes que no han registrado morosidad anterior. Por lo tanto, el modelo predictivo solo se basa en las variables que se conocen en el momento inicial de la solicitud del préstamo.

Una vez que se han seleccionado estas variables, se ha analizado en qué medida el número de variables podría reducirse aún más, para explorar la existencia de información redundante. Con este fin, en la función de máxima verosimilitud al estimar los respectivos modelos se ha incluido una penalización que depende del número de variables. Esta penalización asume la siguiente forma (Fokianos, 2008):

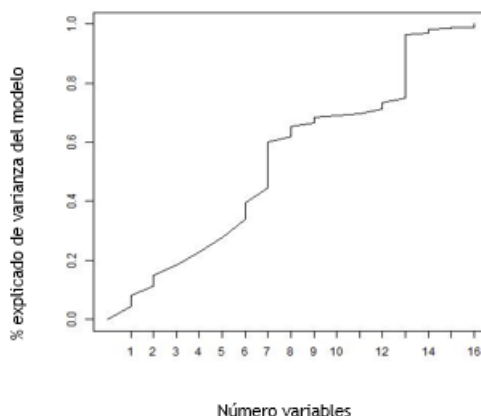
$$\lambda[(1 - \alpha) \frac{||\beta||_2^2}{2} + \alpha ||\beta||_1]$$

donde los parámetros lambda ( $\lambda$ ) y alfa ( $\alpha$ ) —a proporcionar por el prestamista— permiten modelar la penalización por la inclusión de parámetros, ya que la función de máxima verosimilitud se minimiza en función de beta ( $\beta$ ). A diferencia de incluir sólo lambda o sólo alfa, la utilización de ambos parámetros en la ecuación permite crear penalizaciones más complejas.

A continuación, en la Figura 5.3 se muestra qué porcentaje de la varianza del modelo es explicado al estimar un modelo con un número creciente de variables (desde 1 hasta 16 variables), utilizando la mejor combinación de alfa y lambda, es decir, la que presenta el menor error.

Como puede observarse, son necesarias al menos 15 variables para explicar un porcentaje elevado de la varianza.

**Figura 5.3.** Determinación de número óptimo de variables



Fuente: elaboración propia

A continuación, se seleccionaron todas las variables representativas de características del emprendedor, de su historial de pagos y del microcrédito, ya que no se pueden reducir sin afectar el error cometido, y se verificaron diferentes combinaciones de alfa y lambda para calibrar los resultados. Esto se ha hecho a los efectos de determinar si casualmente una vez establecidas todas las variables, las combinaciones de alfa y lambda superiores permitieran obtener una buena calibración o ayudaran a detectar un grupo de variables que pudieran eliminarse. Los resultados indican que este no es el caso. En otras palabras, todas las variables deben ser utilizadas, porque los modelos empeoran cuando se reduce el número de variables. Además, cualquier penalización a través de valores razonables de alfa y lambda (valores entre 0.01 y 0.99) aumenta el error del modelo.

Posteriormente, se siguió un proceso de muestreo descendente y validación interna cruzada para determinar si el modelo estaba sobreajustado o sesgado. Como ejemplo, en el caso de [cuotamas30], se seleccionaron los 335 préstamos que no registraron atrasos y otros 335 microcréditos se identificaron aleatoriamente de los microcréditos morosos. A continuación, esta muestra de 670 microcréditos se

dividió en 10 grupos, de los cuales se eligieron 9 grupos y se estimó un modelo logit, testeando el modelo estimado con el grupo 10. Este proceso se realizó 10 veces. Los resultados finales mostraron, en primer lugar, que el modelo no estaba excesivamente ajustado o sesgado. En segundo lugar, para verificar los resultados, se iteraron los pasos anteriores pero utilizando un muestreo ascendente con reemplazo, que consistió en seleccionar los 1,022 microcréditos que registraron incumplimientos, junto con 335 no morosos, y agregar al azar 697 préstamos (1,022 -335) de los 335. Al realizar el proceso de validación cruzada 10 veces se obtuvieron los coeficientes del modelo.

La Tabla 5.10 muestra los resultados de las regresiones logit para cada definición de morosidad previamente definida y bajo la perspectiva predictiva. Los resultados muestran que, en el nuevo espectro de variables consideradas, surgen nuevos efectos desde las variables independientes hacia la morosidad, bajo las cinco definiciones consideradas. En particular, se destaca la definición [*promediamas0*], con 7 nuevas variables significativas detectadas.

*Incumplimiento: retraso de 30 o más días en el pago de al menos una cuota* [*cuotamas30*]

Respecto a la perspectiva explicativa, se mantiene la vinculación de la morosidad con las variables [*nrocuota*], [*importeoper*], [*valorcuota*], [*porc\_subs\_1*], [*porc\_subs\_2*], [*2.tipo\_emprendedor*] y [*edad\_cred*], con el mismo signo identificado en la Tabla 5.6. Adicionalmente, se registra una relación positiva con la morosidad de la variable [*cuotas\_morosas*], al igual que en Beledo *et al.* (2007). Por otro lado, si bien cabe recordar que ninguna variable representativa del sector de actividad resultaba significativa bajo la perspectiva explicativa, a partir de la Tabla 5.8 se determina una relación positiva entre el hecho de que el emprendimiento realice una actividad de servicios y el incumplimiento, definido como el atraso de 30 o más días en el pago de al menos una cuota.

*Incumplimiento: pago de la mitad o menos de las cuotas del préstamo [mitad\_o\_menos]*

A efectos de predecir la probabilidad de que un microcrédito realice el pago futuro de la mitad de las cuotas del préstamo o menos, el modelo logit establece que las siguientes variables tienen una relación positiva con la morosidad: *[nrocuota]*, *[cuotas\_morosas]*, *[porc\_subs\_1]*, *[2.sect\_act]*, *[3.sect\_act]* y *[4.sect\_act]*, mientras que, las indicadas a continuación se relacionan en forma negativa: *[edad\_cred]*, *[4.region]* y *[5.region]*. Al respecto, cabe destacar que la variable representativa del número de cuotas no era significativa para explicar la morosidad bajo esta definición bajo la modalidad explicativa. En el modelo predictivo, sin embargo, se advierte una relación de tipo positivo con la morosidad, por lo que a mayor número de cuotas del microcrédito, mayor será la probabilidad de incumplimiento futuro. Este resultado no se encuentra en línea con los resultados de los modelos explicativos ni para los modelos predictivos correspondientes a las restantes definiciones de incumplimiento. Sin embargo, este hallazgo coincide con los resultados de Kammoun y Triki (2016) y Vogelgesang (2003), para los que un mayor número de cuotas se relaciona con una mayor probabilidad de morosidad. Por otro lado, se distingue un nuevo factor predictivo de la morosidad, que es la ubicación del emprendimiento en la región Sur, con un impacto negativo en la probabilidad futura.

*Incumplimiento: pago de la primera cuota del préstamo o de ninguna cuota [primeracuotaonada]*

En este caso, los modelos predictivos incorporan las variables representativas del microcrédito (*[nrocuota]* y *[valorcuota]*), así como la ubicación del emprendimiento en las regiones Litoral Norte y Este, en todos los casos con relación negativa de la morosidad. En resumen, las variables *[nrocuota]*, *[valorcuota]*, *[2.tipo\_emprendedor]*, *[edad\_cred]*, *[2.region]*, *[5.region]* y *[6.region]* son predictores negativos de la morosidad, mientras *[cuotas\_morosas]*, *[porc\_subs\_1]*, *[porc\_subs\_2]*, *[2.sect\_act]*, *[3.sect\_act]* y *[4.sect\_act]* resultan factores predictivos que incrementan la morosidad bajo este criterio.

*Incumplimiento: retraso promedio positivo en el pago de las cuotas del microcrédito [promedimomas0]*

Si bien bajo la perspectiva explicativa, a este criterio le correspondía el modelo más parsimonioso, con el menor número de variables, el modelo predictivo logit establece que la morosidad se puede predecir también por las siguientes variables: [cuotas\_morosas], [porc\_subs\_2], [2.tipo\_emprendedor], [edad\_cred], [2.sect\_act], [4.sect\_act], [3.region] y [5.region]. En particular, la vinculación de la morosidad con el hecho de haber recibido subsidios el titular del microcrédito aparece únicamente bajo la modalidad predictiva, aumentando la probabilidad de que el microcrédito registre incumplimientos en el futuro. Asimismo, resulta relevante para predecir la morosidad futura el hecho de que el emprendimiento realice actividades de industria y servicios, incrementando la probabilidad de incumplimientos. En lo referente a la región donde está ubicado el emprendimiento, la pertenencia a las regiones Litoral Oeste y Este operan como un factor que disminuye la probabilidad de que un crédito resulte moroso en el futuro. En definitiva, el modelo logit correspondiente a este criterio de morosidad es el que presenta un mayor incremento de variables independientes significativas entre su versión explicativa y su versión predictiva.

*Incumplimiento: retraso promedio de 30 o más días en el pago de las cuotas del microcrédito [promedimomas30]*

Bajo esta definición de morosidad, se advierte que las variables representativas del microcrédito son significativas para predecir la probabilidad de que un cliente experimente un atraso equivalente a un promedio de 30 o más días. En particular, el número de cuotas del microcrédito está negativamente relacionado con la morosidad, al igual que el valor de la cuota, mientras que el importe del microcrédito registra un vínculo de signo positivo.

La relación con la morosidad de las cuotas morosas del préstamo anterior también es de signo positivo, esto es, cuanto mayor sea el número de cuotas que resultaron impagas en el microcrédito concedido inmediatamente antes del analizado, mayor será la



probabilidad de que el presente microcrédito registre asimismo incumplimientos.

Además, resulta relevante para predecir la morosidad futura la ubicación del emprendimiento en la región Litoral Oeste, con una relación negativa con aquella, es decir, que opera como un factor de decremento de la morosidad, de la misma forma de lo ya comentado en la perspectiva explicativa para las regiones Sur y Este.

En resumen, las variables *[nrocuota]*, *[importeoper]*, *[valorcuota]*, *[cuotas\_morosas]*, *[porc\_subs\_1]*, *[porc\_subs\_2]*, *[2.tipo\_emprendedor]*, *[edad\_cred]*, *[2.sect\_act]*, *[3.sect\_act]*, *[4.sect\_act]*, *[3.region]*, *[4.region]* y *[5.region]* resultan significativas para predecir la morosidad bajo este criterio. Cabe indicar que de los cinco modelos analizados, este modelo resultó el más intensivo en variables explicativas, estando representadas 14 en el modelo, indicativas de características del microcrédito, del emprendedor y de su historial de pagos.

**Tabla 5.10.** Resultados modelo logit predictivo

VARIABLES	<i>[cuotamas30]</i>	<i>[promediomas30]</i>	<i>[promedio mas0]</i>	<i>[mitad_o_menos]</i>	<i>[primeracuota onada]</i>
<i>[nrocuota]</i>	-0.160*** (0.037)	-0.128*** (0.040)	-0.215*** (0.033)	0.064* (0.036)	-0.077** (0.031)
<i>[lnimporteoper]</i>	0.017*** (0.004)	0.014*** (0.004)	0.019*** (0.003)	-0.001 (0.003)	0.004 (0.003)
<i>[lnvalorcuota]</i>	-0.017*** (0.004)	-0.014*** (0.004)	-0.019*** (0.003)	-0.000 (0.003)	-0.005** (0.002)
<i>[cuotas_morosas]</i>	0.688** (0.347)	0.790* (0.430)	0.522** (0.258)	0.085** (0.039)	0.089*** (0.028)
<i>[porc_subs_1]</i>	0.014** (0.006)	0.017** (0.007)	0.003 (0.006)	0.025*** (0.007)	0.033*** (0.007)
<i>[porc_subs_2]</i>	0.012*** (0.003)	0.011*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.004 (0.003)	0.013*** (0.003)
<i>[edad_cred]</i>	-0.023*** (0.004)	-0.022*** (0.005)	-0.008** (0.004)	-0.016*** (0.005)	-0.021*** (0.004)

VARIABLES	[cuotamas30]	[promediom as30]	[promedio mas0]	[mitad_o_m enos]	[primeracuota onada]
[2.sect_act]	0.286	0.453**	0.390**	0.748***	1.255***
	(0.176)	(0.192)	(0.168)	(0.209)	(0.208)
[3.sect_act]	0.152	0.396**	0.200	1.072***	1.210***
	(0.164)	(0.181)	(0.156)	(0.200)	(0.201)
[4.sect_act]	0.324*	0.433**	0.305*	1.018***	1.521***
	(0.180)	(0.195)	(0.170)	(0.212)	(0.208)
[2.tipo_empre nedor]	-0.381***	-0.273**	-0.189*	-0.094	-0.505***
	(0.103)	(0.111)	(0.098)	(0.106)	(0.093)
[2.region]	-0.022	-0.169	-0.096	-0.247	-0.338**
	(0.144)	(0.160)	(0.143)	(0.151)	(0.132)
[3.region]	0.190	-0.369*	-0.299*	-0.167	-0.261
	(0.184)	(0.195)	(0.173)	(0.187)	(0.164)
[4.region]	-0.129	-0.389***	-0.337**	-0.450***	-0.155
	(0.135)	(0.150)	(0.133)	(0.146)	(0.124)
[5.region]	-0.260	-0.623***	-0.446***	-0.541***	-0.399**
	(0.165)	(0.183)	(0.160)	(0.183)	(0.160)
[6.region]	0.308	-0.006	0.010	0.038	-1.153***
	(0.215)	(0.228)	(0.205)	(0.204)	(0.212)
Intercepto	-1.716*	-1.876*	-2.386***	-0.394	-0.337
	(1.009)	(1.109)	(0.920)	(1.018)	(0.882)
ROC (in cross validation in)	0.639	0.630	0.623	0.630	0.664
ROC (in cross validation out)	0.606	0.603	0.561	0.608	0.607
Precisión	0.612	0.601	0.608	0.573	0.575
Especificidad	0.626	0.632	0.615	0.651	0.659
Sensibilidad	0.570	0.550	0.579	0.534	0.563

Notas: ROC (*in cross validation in*) y ROC (*in cross validation out*) es el área bajo la curva obtenida bajo una validación cruzada en la que en cada paso se agrega una observación o en cada paso se deja fuera una observación, respectivamente. Precisión es el porcentaje general de aciertos del modelo en relación al total de microcréditos. La especificidad compara la cantidad de microcréditos no morosos clasificados correctamente por el modelo en relación a los microcréditos no morosos observados en la realidad. La sensibilidad compara la cantidad de microcréditos en mora clasificados correctamente por el modelo en relación a los microcréditos en mora reales u observados. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

## 5.5. CONCLUSIONES

Las principales conclusiones generales del análisis empírico de modelos binarios realizado en el presente Capítulo se resumen a continuación:

- Bajo la perspectiva explicativa, la probabilidad de generar un retraso de 30 o más días en el pago de al menos una cuota del microcrédito es afectada a la baja por el número y valor de las cuotas, las cuotas pagadas en el microcrédito anterior, el año en que se concedió el crédito, que se trate de una mujer emprendedora y la edad al momento de recibir el microcrédito.
- En la referida perspectiva, la citada probabilidad se incrementa ante un mayor valor del microcrédito, el porcentaje del primer y segundo subsidio sobre el apoyo económico y la variación durante el período del microcrédito de los salarios, el empleo y la electricidad.
- Estos resultados están en línea con Viganò (1993), Reinke (1998), Schreiner (1999b), Vogelgesang (2003), Dellien y Schreiner (2005), Van Gool *et al.* (2012) y Cubiles *et al.* (2013).
- En particular, la variable representativa de las cuotas pagadas en el microcrédito anterior resulta explicativa bajo los cinco criterios de morosidad, afectando a la baja el impago.
- Respecto a la perspectiva explicativa, los modelos predictivos detectan nuevos factores predictivos de la morosidad (sector de actividad, cuotas morosas del microcrédito anterior, región donde está ubicado el emprendimiento).
- En síntesis, los incumplimientos más leves están relacionados con las características del préstamo mientras que los incumplimientos más estructurales se vinculan a las características del emprendedor.



---

## **CAPÍTULO 6:**

### **TIEMPO HASTA EL INCUMPLIMIENTO EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS URUGUAYA: ANÁLISIS DE SUPERVIVENCIA**

---

- 6.1.INTRODUCCIÓN
- 6.2.METODOLOGÍA
- 6.3.ANALISIS UNIVARIANTE
- 6.4.ANALISIS MULTIVARIANTE
- 6.5.CONCLUSIONES



## **CAPÍTULO 6: TIEMPO HASTA EL INCUMPLIMIENTO EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS URUGUAYA: ANÁLISIS DE SUPERVIVENCIA**

### **6.1. INTRODUCCIÓN**

El análisis del riesgo de crédito es generalmente abordado mediante modelos paramétricos y no paramétricos a través de los cuales se intentan explicar los determinantes del impago de los prestatarios. Sin embargo, existen métodos alternativos que consideran que el tiempo hasta el impago es relevante y complementario a la construcción de un índice de puntuación (*scorecard*), puesto que aporta información para auxiliar a las instituciones de crédito a realizar una gestión más eficiente. Habitualmente estos métodos son conocidos como análisis de supervivencia (*survival analysis*).

La primera aplicación de modelos de supervivencia en forma alternativa a los modelos de regresión logística en el campo del análisis del riesgo de crédito se atribuye a Narain (1992). Este autor entiende que existe una relación entre la probabilidad de que un crédito sea clasificado como “moroso” y el tiempo en que el mismo se haya mantenido activo en la institución de crédito. Como plantean Roszbach (2004) y Banasik *et al.* (1999), no solamente es relevante utilizar los modelos de *credit scoring* para analizar el default, sino para determinar cuándo ocurre el default.

Según nuestro conocimiento, no existe a la fecha literatura académica de análisis del riesgo de crédito en microfinanzas que incluya en su metodología el análisis de supervivencia a efectos de determinar el porcentaje esperado de recuperación de los microcréditos. Este constituye pues el principal objetivo de este capítulo. A esos efectos, se agrega una dimensión adicional a la

evaluación del riesgo de crédito provista por un índice de puntuación, aplicando un modelo de supervivencia para modelar el tiempo hasta el default de un préstamo.

Al igual que en el capítulo anterior, dicho modelo de supervivencia se abordará bajo dos perspectivas: la explicativa, que pretende individualizar los factores determinantes del porcentaje de recuperación de microcréditos, y la predictiva, donde las variables independientes del modelo se utilizan para predecir la probabilidad de recuperación futura del microcrédito.

El capítulo se organiza como sigue. La sección siguiente explicita en detalle los variables dependientes utilizadas en este capítulo así como los modelos a estimar. A continuación se realiza el análisis descriptivo correspondiente. Posteriormente, se interpretan los resultados obtenidos bajo cada una de las perspectivas utilizadas – descriptiva y predictiva- y la última sección proporciona las principales conclusiones del análisis.

## **6.2. METODOLOGÍA**

### **6.2.1. Variable “tiempo” hasta el incumplimiento**

La muestra de estudio se detalla en el Capítulo 4 del presente documento. Ahora bien, a diferencia de los cinco criterios de morosidad considerados hasta ahora, en este capítulo se utiliza un criterio específico de morosidad; un préstamo está en mora si el prestatario ha devuelto menos del 100% del monto inicialmente prestado (Tabla 6.1).

Al respecto, en todo análisis de supervivencia se definen por un lado la variable representativa del tiempo de supervivencia y por otro, la variable indicativa del fallo, en este caso, del impago. En el primer caso, la Tabla 6.1 define la variable *[porc\_pago]*, que indica el cociente entre las cuotas pagadas del microcrédito y el total de cuotas



pactadas. Al respecto, es relevante recordar que no todos los microcréditos se pactan a igual número de cuotas, sino que en la base de datos utilizada coexisten préstamos extendidos entre 1 a 18 cuotas, siendo los más frecuentes los de 12 cuotas (54%), seguidos por los de 18 cuotas (32%). En consecuencia, se estimó de relevancia construir la variable representativa del tiempo en función del porcentaje de pago de las cuotas del microcrédito. La segunda variable es *[incompleto]*, variable dicotómica que solamente toma el valor “1” para el caso en que se haya impagado al menos una de las cuotas del microcrédito y “0” en el resto de los casos. De los 1,357 microcréditos analizados, 646 resultan impagos bajo este criterio.

**Tabla 6.1.** Definición de variables dependientes

Nombre	Definición
<i>[porc_pago]</i>	Numero de cuotas pagadas del microcrédito en relación al total de cuotas pactadas
<i>[incompleto]</i>	Variable dicotómica que toma el valor “0” para aquellos deudores que cumplieron con el pago de todas las cuotas del microcrédito y “1” en el caso contrario.

Fuente: elaboración propia

Por otro lado, se utilizan las dieciocho variables explicativas, agrupadas en cuatro bloques que se indican a continuación y cuya descripción se realizó en el Capítulo 4:

- 1) Características del microcrédito (*[año\_cred]*, *[importeoper]*, *[valorcuota]*, *[nrocuota]*, *[porc\_subs\_1]* y *[porc\_subs\_2]*);
- 2) Características relacionadas con el historial de pagos del empresario (*[cuotas\_pagadas]* y *[cuotas\_morosas]*);
- 3) Características del emprendedor y su línea de negocio (*[tipo\_emprendedor]*, *[edad\_cred]*, *[sect\_act]* y *[region]*);
- 4) Variables del entorno macroeconómico (*[var\_m\_ipc]*, *[var\_m\_emploi]*, *[var\_m\_tasainteres]*, *[var\_m\_agua]*, *[var\_m\_luz]* y *[var\_m\_salarios]*)

### 6.2.2. Especificación del modelo

En el presente capítulo, se utiliza un análisis de supervivencia para modelar la probabilidad de recuperación de un porcentaje de los microcréditos concedidos por una IMF uruguaya. Al respecto, es necesario aclarar que la base de datos no incluye observaciones “censuradas”, dado que la muestra de 1,357 microcréditos incluye todos aquellos concedidos y desembolsados en el período 2012-2016 y repagados o vencidos hasta febrero de 2017. En otras palabras, el evento de interés, esto es el default, de corresponder, ha sido observado en todos los microcréditos relevados en el análisis.

La metodología consiste en la estimación de un modelo de Cox, realizando en primer lugar un análisis de tipo explicativo de las características del impago. Posteriormente, se realiza un modelo predictivo, utilizando un modelo de Cox penalizado, que considera cuatro modalidades alternativas de penalización: *lasso* (*least absolute shrinkage and selection operator*), *lasso* adaptativo, red elástica y red elástica adaptativa, con una validación cruzada (Tibshirani, 1996). Esta metodología permite seleccionar las variables más relevantes y mejorar la capacidad predictiva, reduciendo el sobreajuste. La adopción de una doble perspectiva de análisis, en forma similar a lo analizado en el Capítulo 5, constituye una contribución de este trabajo a la literatura académica sobre evaluación del riesgo de crédito en el ámbito de microfinanzas.

Los modelos de supervivencia no paramétricos a utilizar en el presente análisis se definieron en el Capítulo 2 mientras que en el Capítulo 3 se detallaron los estudios académicos previos que utilizan dichos modelos –paramétricos y no paramétricos– para evaluar el riesgo de crédito en una IMF. En particular, la variable dependiente de este modelo es el porcentaje de recuperación del préstamo, el cual se ha modelado siguiendo el modelo de riesgos proporcionales de Cox (1972), de acuerdo con la siguiente expresión:

$$S(r) = e^{(-\int_0^r h(s)ds)} = e^{-H(r)}$$

donde  $S(r)$  es el porcentaje recuperado del préstamo por parte de la IMF. Este modelo es más flexible que los modelos AFT (*Accelerated Failure Time Model* o Modelo de tiempo acelerado de fallos<sup>53</sup>), dado que contiene una función de riesgo de base no paramétrico  $h_0(t)$ , junto con un componente paramétrico (Cox y Oakes, 1984). A partir de la expresión anterior, la probabilidad de que el impago se produzca una vez recuperado un porcentaje determinado del préstamo es la siguiente:

$$h_i(r) = h_0(r)e^{X_i\beta} ,$$

donde  $h_i(r)$  es la probabilidad de impago tras haber recuperado un porcentaje  $r$  y  $h_0(r)$  es el riesgo base (*baseline hazard*), que tiene una forma funcional desconocida y es común a todos los préstamos. Este riesgo base refleja el riesgo de impago cuando todas las variables explicativas son iguales a cero, y por tanto solamente se ve afectado por la cantidad acumulada que el prestatario haya devuelto del préstamo. Este riesgo base está explicado por un conjunto de variables  $X_i$  y por sus coeficientes  $\beta$ , a través de lo que se conoce como indicador de riesgo (*hazard ratio*)  $e^{\beta X_i(r)}$  (Mills, 2011). De este modo, cada variable  $X_i$  junto con su coeficiente  $\beta$  puede incrementar o reducir la probabilidad de impago  $h_i(r)$  tras haber recuperado la IMF un porcentaje  $r$  del préstamo. Así, un *hazard ratio* mayor que la unidad incrementa el riesgo de impago, mientras que uno inferior a la unidad lo reduce. La obtención de los coeficientes  $\beta$  se realiza mediante una función de máxima verosimilitud parcial.

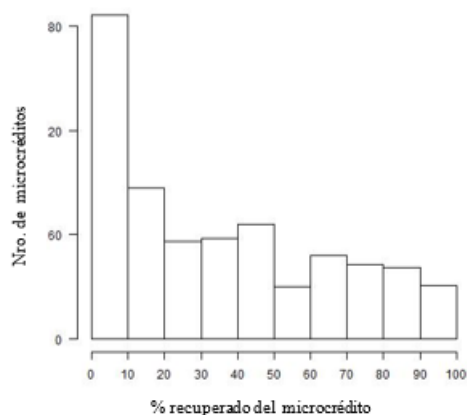
### 6.3. ANÁLISIS UNIVARIANTE

En la Figura 6.1 se representa un histograma que considera exclusivamente los préstamos impagados (aquellos microcréditos que no registraron el pago del total de las cuotas pactadas, es decir aquellos para los que la variable [*incompleto*] registró el valor “1”) y

<sup>53</sup> En estos modelos, la variable independiente tiene un efecto multiplicativo en el tiempo y se dice que acelera el tiempo de supervivencia.

permite visualizar la distribución del número de estos microcréditos según el porcentaje total de recuperación del mismo. Así, en un elevado número de préstamos no se recupera más de un 10% del monto, tramo que es el más frecuente de entre todos los evaluados, lo que evidencia que una parte importante de los impagos se produce durante las primeras cuotas. Es más, el porcentaje de préstamos que se ubica en el tramo de recuperación de hasta el 10% prácticamente duplica al siguiente tramo, lo que muestra que una cantidad importante de prestatarios no pagaron ninguna cuota o bien sólo cumplieron con el pago de las primeras cuotas del microcrédito concedido. Ahora bien, para tramos mayores de recuperación del préstamo se reduce el número de préstamos correspondiente, trazando una pendiente claramente descendente.

**Figura 6.1.** Distribución del número de préstamos impagados según el porcentaje recuperado del importe prestado por la IMF



Fuente: elaboración propia

Por su parte, la Figura 6.2 representa la recuperación esperada no paramétrica, esto es, sin considerar el efecto de ninguna otra variable, para el conjunto de préstamos que no registraron impagos, esto es, de

aquellos para los que se observó el pago del total de las cuotas pactadas, correspondiente a un valor de la variable *[incompleto]* de “0”. Para ello, se representa el estimador de Kaplan-Meier  $\hat{S}(r)$ , el cual se define como (Kaplan y Meier, 1958):

$$\hat{S}(r) = \prod_{r_i < R} \frac{n_i - d_i}{n_i}$$

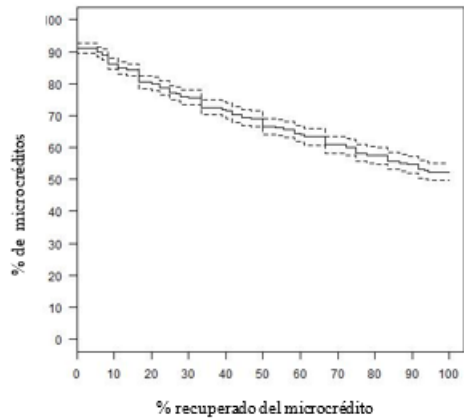
donde:

$d_i$ , el número de préstamos impagados una vez recuperado un porcentaje  $r_i$ .

$n_i$ , el número de préstamos que se mantienen sin impagos en el momento  $r_i$

En otras palabras, en la Figura 6.2 se ilustra la estimación de la probabilidad de supervivencia promedio de cada microcrédito hasta un cierto porcentaje de recuperación. Al respecto, se observa que aproximadamente para el 70% de los préstamos se obtiene una recuperación equivalente al 50% de las cuotas pactadas del microcrédito. Por otro lado, alrededor del 50% de los microcréditos considerados cumplen con el pago en tiempo y forma del 100% de las cuotas pactadas.

**Figura 6.2.** Evolución del porcentaje de préstamos que no registraron impagos en relación al porcentaje recuperado del importe prestado



Fuente: elaboración propia

La Tabla 6.2 ilustra el fenómeno indicado en la figura anterior, estableciendo el número de microcréditos que alcanzaron un cierto porcentaje de recuperación, representando asimismo el porcentaje sobre el total y el porcentaje acumulado. En la misma se evidencia que cerca de la tercera parte de los microcréditos impagados sólo pagaron hasta un 10% de las cuotas pactadas, mientras que más del 50% cumplieron con hasta el 30% del total de las cuotas. Además, menos de un 5% del total de los microcréditos discontinuaron el pago a partir del 90% de recuperación.

**Tabla 6.2.** Distribución de microcréditos según porcentaje de recuperación

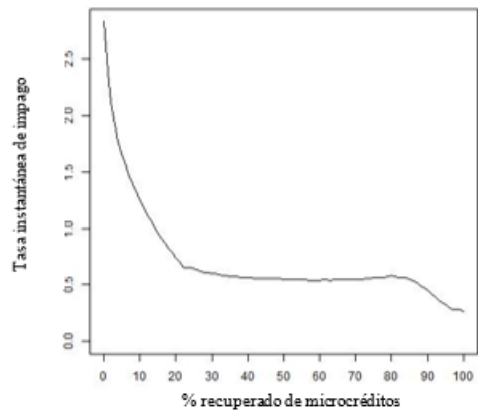
% de recuperación	Nro. de microcréditos	% del total	% acum.
<10%	186	28.79%	28.79%
10%-20%	87	13.47%	42.26%
20%-30%	57	8.82%	51.08%
30%-40%	57	8.82%	59.91%
40%-50%	66	10.22%	70.12%
50%-60%	34	5.26%	75.39%
60%-70%	44	6.81%	82.20%
70%-80%	46	7.12%	89.32%
80%-90%	38	5.88%	95.20%
>90%	31	4.80%	100.00%
Total	646	100.00%	

Fuente: elaboración propia

La Figura 6.3 muestra el *hazard rate* o tasa instantánea de impago una vez recuperado un porcentaje  $r$  del importe del préstamo, (por tanto, considerando que el prestatario ha devuelto las cuotas anteriores hasta  $r$ ). Esta tasa puede tomar el valor cero si el riesgo de impago se mantiene constante respecto al período anterior, mientras que asume valores positivos ante aumentos de la probabilidad de impago acumulada. En definitiva, representaría cuánto aumenta o disminuye la probabilidad de impago respecto a la última cuota pagada.

En este sentido, el análisis del riesgo de impago para cada porcentaje recuperado del préstamo mostrado en la Figura 6.3 muestra que, una vez superado el 20% de devolución del préstamo, la tasa instantánea de impago se mantiene constante hasta el 80%, momento a partir del cual se reduce. Esta figura está en línea con el histograma graficado en la Figura 6.1, que permite visualizar la gran acumulación de préstamos que no registraron el pago de ninguna cuota o bien sólo de las primeras, frente a una cantidad claramente menor para aquellos microcréditos que registraron el pago del total de las cuotas pactadas.

**Figura 6.3.** Tasa instantánea de impago en función del porcentaje recuperado del importe del préstamo



Fuente: elaboración propia

La Tabla 6.3 ilustra los estadísticos descriptivos correspondientes a las variables dependientes utilizadas en el análisis de supervivencia. En relación a las variables explicativas seleccionadas en el trabajo, el Capítulo 4 contenía el estudio estadístico descriptivo general mientras que las estadísticas de cada variable de acuerdo con el tipo de morosidad se presentaron en el Capítulo 5. Como se observa en la Tabla 6.3, la media de *[incompleto]* indica que en términos generales menos del 50% de los deudores del PFEP cumplen con el pago del 100% de las cuotas del microcrédito, lo cual está en línea con lo visualizado en la Figura 6.2. Asimismo, considerando la información de *[porc\_pago]*, promedialmente se amortiza el 70% de las cuotas pactadas, en forma consistente con lo ya comentado acerca del comportamiento de pago de los emprendedores analizados.

**Tabla 6.3.** Estadísticos descriptivos

	Mediana	Media	Desviación Estándar	Coefficiente de variación
[incompleto]	0	0.476	0.500	1.049
[porc_pago]	1	0.691	0.384	0.556

Fuente: elaboración propia



6.4. ANALISIS MULTIVARIANTE

6.4.1. Perspectiva explicativa

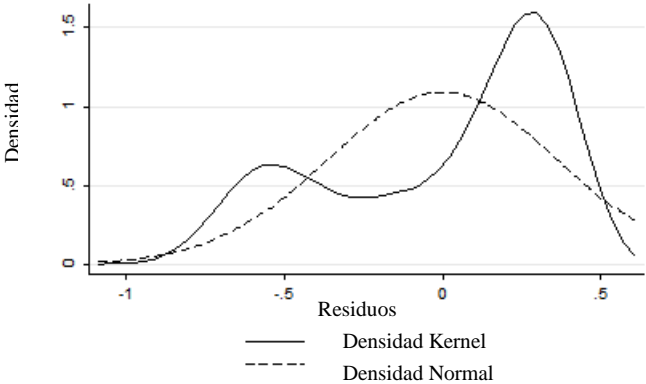
Previamente a la determinación de un modelo de supervivencia, se realizó un modelo de regresión lineal múltiple utilizando como variable dependiente *[porc\_pago]* y como variables independientes, las explicitadas en el parágrafo 6.3.1., comprobándose que los residuos no eran normales. La Tabla 6.4 recoge los resultados de los test de normalidad realizados mostrando que en ningún caso los residuos se ajustan a una distribución normal. La Figura 6.4 muestra asimismo que la densidad Kernel estimada a partir de los residuos del modelo no corresponde a la de una distribución normal.

Tabla 6.4. Tests de normalidad de residuos. Modelo de regresión lineal

Test	Obs.	Prob>z
Shapiro-Wilk	1,357	0.000
Shapiro-Francia	1,357	0.000
Skewness/Kurtosis	1,357	0.000

Fuente: elaboración propia

Figura 6.4. Estimación de densidad Kernel. Modelo de regresión lineal



Fuente: elaboración propia

En primer lugar, se realizó un análisis de tipo explicativo sobre la probabilidad de impago una vez recuperado un porcentaje del microcrédito en la base de datos relevada. A dichos efectos, se ha estimado para cada una de las variables  $X_i$  individualmente la ecuación:

$$h_i(r) = h_0(r)e^{X_i\beta}$$

Los resultados indican que las variables que aumentan la probabilidad de un impago son el año en que se concedió el crédito, el número y el valor de las cuotas del microcrédito, la variación mensual del índice de salarios en el período del préstamo, el porcentaje del subsidio tipo 1 sobre el importe total del apoyo, el realizar una actividad empresarial de tipo comercial y la ubicación del emprendimiento en la región Centro. (Tabla 6.5) Por otro lado, el número de cuotas pagadas en el microcrédito anterior, la edad del emprendedor al momento de tomar el préstamo y el desarrollo de un emprendimiento productivo en la región Sur reducen la probabilidad de que se produzca un impago futuro. En los casos mencionados, las variables explicativas son significativas para un nivel de 95% y 99% de confianza.

Asimismo, la Tabla 6.5 muestra que no existen diferencias en el importe de devolución del préstamo en función del importe del microcrédito, del género del emprendedor y del porcentaje del subsidio tipo 2 sobre el total del importe económico concedido. Idéntica situación se constata para el desarrollo de un emprendimiento de tipo industrial o de servicios, para aquellos microcréditos para los que la ubicación del emprendimiento productivo corresponda a las regiones Litoral Norte, Litoral Oeste y Este y para las variables representativas de la variación mensual del IPC, índice de empleo, tasa de interés y tarifas de luz y agua en el período del microcrédito. Para el resto de variables, existe un efecto estadísticamente significativo.

**Tabla 6.5.** Análisis univariante de supervivencia – Perspectiva explicativa

Variable	Tasa impago (p-valor)	Lrtest ( $\chi^2$ ) (p-valor)
[año_cred]	1.229*** (0.000)	34.55*** (0.000)
[lnimporteoper]	1.000 (0.842)	0.04 (0.842)
[lnvalorcuota]	1.000*** (0.009)	6.81*** (0.009)
[nrocuota]	1.054*** (0.000)	17.97*** (0.000)
[porc_subs1]	1.000*** (0.000)	23.13*** (0.000)
[porc_subs2]	1.000 (0.897)	0.02 (0.897)
[cuotas_pagadas]	0.919*** (0.000)	36.05*** (0.000)
[tipo_emprendedor2]	1.074 (0.431)	0.62 (0.431)
[edad_cred]	0.981*** (0.000)	22.98*** (0.000)
[sect_act2]	0.844 (0.106)	2.61 (0.106)
[sect_act3]	1.408*** (0.000)	15.77*** (0.000)
[sect_act4]	1.027 (0.798)	0.07 (0.798)
[region2]	1.100 (0.347)	0.88 (0.347)
[region3]	1.159 (0.272)	1.21 (0.272)
[region4]	0.764*** (0.007)	7.37*** (0.007)
[region5]	0.868 (0.310)	1.03 (0.310)
[region6]	1.397** (0.020)	5.44** (0.020)
[var_m_ipc]	1.000 (0.698)	0.15 (0.698)
[var_m_empleo]	0.999 (0.732)	0.12 (0.732)
[var_m_tasainteres]	1.000 (0.574)	0.32 (0.574)
[var_m_agua]	1.001 (0.526)	0.40 (0.526)
[var_m_luz]	0.998 (0.152)	2.05 (0.152)
[var_m_salarios]	0.997** (0.025)	5.00** (0.025)

Nota: Lrtest ( $\chi^2$ ) es el test de razón de verosimilitud de nulidad del modelo estimado. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

En segundo lugar, se ha estimado la ecuación anterior incluyendo conjuntamente todas las variables  $X_i$  (Tabla 6.6). Se puede observar que el año en que se concedió el microcrédito, el porcentaje del subsidio tipo 1 sobre el apoyo económico total, la realización de una actividad de tipo comercial o de servicios y la variación de la tarifa del agua en el período del microcrédito aumentan la probabilidad de impago.

Por el contrario, la edad del emprendedor al momento de tomar el préstamo y el número de cuotas pagadas del microcrédito anterior disminuyen la probabilidad de impago.

A diferencia de los resultados del análisis univariante de supervivencia (Tabla 6.5), se observa que las variables representativas del número y valor de las cuotas del microcrédito dejan de ser significativas en el análisis multivariado. Idéntico resultado se constata para la ubicación del emprendimiento en las regiones Sur y Centro y la variación mensual del índice de salarios en el período del microcrédito. En el sentido opuesto, el análisis de supervivencia multivariado muestra que la realización de una actividad empresarial industrial o de servicios aumenta la probabilidad del impago, variables que resultaron no significativas en el análisis univariante. En relación a la significatividad de las variables del modelo, estas son mayoritariamente significativas al 99% de confianza, a excepción de  $[4.sect\_act]$  (al 95% de confianza) y de  $[2.sect\_act]$  y  $[var\_m\_agua]$  (al 90% de confianza).

En cuanto a la proporcionalidad, se constata que el modelo es significativamente proporcional, así como todas las variables explicativas, a excepción de  $[var\_m\_salarios]$ , que no obstante no afecta significativamente a la probabilidad de impago.

**Tabla 6.6.** Analisis multivariante de supervivencia mediante el modelo de COX – Perspectiva explicativa

	HR	Pr(> Z )	Test proporcionalidad
<i>[año_cred]</i>	1.240***	0.000	0.016 (0.677)
<i>[lnimporteoper]</i>	1.000	0.562	0.037 (0.387)
<i>[lnvalorcuota]</i>	1.000	0.543	-0.030 (0.476)
<i>[nrocuota]</i>	1.050	0.526	-0.043 (0.364)
<i>[porc_subs1]</i>	1.000***	0.005	0.046 (0.287)
<i>[porc_subs2]</i>	1.000	0.119	0.022 (0.631)
<i>[cuotas_pagadas]</i>	0.923***	0.000	0.023 (0.607)
<i>[tipo_emprendedor2]</i>	0.930	0.441	0.043 (0.313)
<i>[edad_cred]</i>	0.984***	0.000	-0.0321 (0.485)
<i>[sect_act2]</i>	1.488*	0.057	0.033 (0.409)
<i>[sect_act3]</i>	1.705***	0.009	0.012 (0.756)
<i>[sect_act4]</i>	1.614**	0.024	0.024 (0.552)
<i>[region2]</i>	0.968	0.811	0.015 (0.718)
<i>[region3]</i>	1.004	0.979	0.015 (0.726)
<i>[region4]</i>	0.861	0.267	0.011 (0.793)
<i>[region5]</i>	0.780	0.137	0.005 (0.911)
<i>[region6]</i>	1.245	0.202	0.019 (0.661)
<i>[var_m_ipc]</i>	0.998	0.529	0.022 (0.632)
<i>[var_m_empleo]</i>	0.998	0.606	0.044 (0.285)
<i>[var_m_tasainteres]</i>	1.000	0.308	0.055 (0.177)
<i>[var_m_agua]</i>	1.004*	0.085	-0.035 (0.408)

	HR	Pr(> Z )	Test proporcionalidad
[var_m_luz]	1.000	0.782	-0.035 (0.426)
[var_m_salarios]	1.002	0.620	0.068 (0.049)
N (impagos)	1,357 (526)		
LR Chi2	150.78 (0.000)		
Test proporcionalidad	4.90 (0.8433)		
AIC	7,106.436		
BIC	7,152.52		

Nota: HR es el *hazard ratio*, z es el estadístico de Wald, que corresponde al cociente de cada coeficiente y su error estándar. N (impagos) establece, respectivamente, el número total de observaciones y la cantidad de ellas que corresponden a impagos. LR Chi2 es la prueba de Chi-cuadrado de relación de probabilidad de que al menos uno de los coeficientes de regresión de los predictores no es igual a cero en el modelo. El test de proporcionalidad chequea el cumplimiento del modelo de riesgos proporcionales de Cox. AIC es el criterio de información de Akaike y BIC es el criterio de información bayesiano.

Fuente: elaboración propia

#### 6.4.1.1. Análisis de robustez

A efectos de validar los resultados obtenidos a través del modelo proporcional de Cox se realizó complementariamente la modelización del riesgo base a través de las distribuciones exponencial, Weibull y Gompertz. La Tabla 6.7 muestra las estimaciones de los *hazard ratio* en los tres modelos alternativos considerados que muestran valores similares a los obtenidos mediante el modelo de Cox, lo que confirma la robustez del mismo.

**Tabla 6.7.** Análisis de robustez (Distribuciones Exponencial, Weibull y Gompertz)

Variable	Hazard ratio (error standard)		
	Exponencial	Weibull	Gompertz
[año_cred]	1.245 (0.068)	1.250 (0.070)	1.244 (0.068)
[lnimporteoper]	1.005 (0.007)	1.005 (0.007)	1.005 (0.007)
[lnvalorcuota]	0.995 (0.007)	0.995 (0.007)	0.995 (0.007)
[nrocuota]	1.043 0.083	1.045 0.084	1.043 0.082
[porc_subs_1]	1.020 0.007	1.020 0.007	1.020 0.007
[porc_subs_2]	1.005 0.003	1.005 0.003	1.005 0.003
[cuotas_pagadas]	0.922 0.013	0.922 0.013	0.922 0.013
[2.tipo_emprendedor]	0.930 0.089	0.930 0.091	0.931 0.090
[edad_cred]	0.984 0.004	0.983 0.004	0.984 0.004
[2.sect_act]	1.489 0.316	1.492 0.320	1.488 0.315
[3.sect_act]	1.715 0.355	1.725 0.361	1.712 0.354
[4.sect_act]	1.621 0.348	1.627 0.352	1.619 0.346
[2.region]	0.968 0.133	0.966 0.135	0.969 0.132
[3.region]	1.003 0.169	1.001 0.172	1.004 0.169
[4.region]	0.859 0.118	0.856 0.120	0.859 0.118
[5.region]	0.776 0.132	0.773 0.133	0.777 0.131
[6.region]	1.258 0.222	1.264 0.228	1.256 0.220
[var_m_ipc]	0.871 0.217	0.867 0.220	0.872 0.216
[var_m_empleo]	0.856 0.256	0.853 0.259	0.857 0.255
[var_m_tasainteres]	0.974 0.027	0.973 0.028	0.974 0.027
[var_m_agua]	1.4364 0.304	1.444 0.310	1.434 0.302

Variable	Hazard ratio (error standard)		
	Exponencial	Weibull	Gompertz
[var_m_luz]	1.046 0.210	1.047 0.213	1.046 0.209
[var_m_salarios]	1.196 0.386	1.202 0.393	1.194 0.383
Constante	9.6e-194 1.1e-191	1.3e-196 1.5e-194	7.8e-193 8.7e-191
/ln_p	---	0.069** (0.031)	---
p	---	1.071	---
1/p	---	0.934	---
/gamma	---	---	-0.092 (0.535)
Observaciones	1,357	1,357	1,357
Pseudo log. verosimilitud	-1,331.1869	-1,329.5399	-1,331.0711
AIC	2,710.374	2,709.08	2,712.142
BIC	2,833.264	2,837.091	2,840.153
Wald ( $\chi^2$ )	151.17 (0.000)	149.18 (0.000)	149.66 (0.000)

Nota: (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente. /ln\_p, p y 1/p son los parámetros de la distribución Weibull mientras que /gamma identifica a la distribución Gompertz. Pseudo log. verosimilitud es el valor del logaritmo de la función de verosimilitud. AIC es el criterio de información de Akaike y BIC es el criterio de información bayesiano. Wald ( $\chi^2$ ) es el test conjunto de nulidad de los parámetros estimados.

Fuente: elaboración propia

## 6.4.2. Perspectiva predictiva

### 6.4.2.1. Estimación del hazard rate

Al igual que en el epígrafe anterior, en primer lugar, se realizó un análisis de tipo predictivo sobre la probabilidad de impago una vez recuperado un cierto porcentaje del microcrédito en la base de datos relevada, estimando la ecuación previamente utilizada para cada una de las variables  $X_i$  individualmente.

Los resultados señalan que no existen diferencias en el importe esperado de devolución del préstamo en función del importe de la operación y del género y tampoco para el porcentaje del subsidio tipo



2 sobre el total del importe económico concedido (Tabla 6.8). Para el resto de variables, existe un efecto estadísticamente significativo. Así, el valor de la cuota (en términos logarítmicos), la edad del emprendedor y el desarrollo de un emprendimiento productivo en la región Sur reducen la probabilidad de que se produzca un impago futuro.

Por el contrario, el número total de cuotas, el número de cuotas impagadas en préstamos anteriores, el porcentaje del subsidio tipo 1 en el apoyo económico total y la realización de una actividad productiva de tipo comercial aumentan la probabilidad de que se produzca un impago a lo largo de la vida del préstamo.

**Tabla 6.8.** Análisis univariante de supervivencia – Perspectiva predictiva

Variable	Hazard Ratio (p-valor)	Lrtest ( $\chi^2$ ) (p-valor)
[nrocuota]	1.039*** (0.001)	10.5*** (0.001)
[lnimporteoper]	0.999 (-0.36)	0.82 (0.364)
[lnvalorcuota]	0.999*** (0.007)	7.57*** (0.006)
[cuotas_morosas]	1.099*** (<0.001)	21.1*** (<0.001)
[porc_subs1]	1.025*** (<0.001)	26.1*** (<0.001)
[porc_subs2]	1.000 (0.86)	0.03 (0.858)
[edad_cred]	0.982*** <0.001	25.8*** (<0.001)
[sect_act2]	0.903 (0.28)	1.19 (0.275)
[sect_act3]	1.266*** (0.003)	8.89*** (0.003)
[sect_act4]	1.113 (0.25)	1.32 (0.25)
[tipo_emprendedor2]	0.968 (0.68)	0.17 (0.684)
[region2]	1.059 (0.54)	0.37 (0.542)
[region3]	1.107 (0.42)	0.64 (0.424)
[region4]	0.795**	6.78***

Variable	Hazard Ratio (p-valor)	Lrtest ( $\chi^2$ ) (p-valor)
	(0.011)	(0.009)
[region5]	0.886	0.96
	(0.34)	(0.327)
[region6]	1.252	2.43
	(0.11)	(0.119)

Nota: Lrtest ( $\chi^2$ ) es el test de razón de verosimilitud de nulidad del modelo estimado. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

En segundo lugar, se ha restimado incluyendo conjuntamente todas las variables  $X_i$ . En este caso, la cantidad de cuotas, el importe del microcrédito (en términos logarítmicos), el número de cuotas impagas del microcrédito anterior y el porcentaje de los subsidios concedidos sobre el apoyo económico total aumentan la probabilidad de impago.

Por el contrario, el valor de la cuota del microcrédito, la edad del emprendedor al momento de tomar el préstamo y el hecho de que se trate de una mujer emprendedora disminuyen la probabilidad de impago.

A diferencia de los resultados del análisis univariante de supervivencia (Tabla 6.8), se observa que las variables representativas del importe del microcrédito y el porcentaje del subsidio tipo 2 sobre el apoyo económico total resultan ser significativas al 99% de confianza en el análisis multivariante. En relación a la significatividad de las variables del modelo, son mayoritariamente significativas al 99% de confianza, a excepción de [nrocuota] y [cuotas\_morosas] (al 95% de confianza) y de [tipo\_emprendedor] (al 90% de confianza).

Por otro lado, se constata que existen importantes problemas de multicolinealidad a la hora de explicar la probabilidad de impago una vez recuperado un cierto porcentaje del préstamo entre las variables [nrocuota], [lnimporteoper] y [lnvalorcuota] (Tabla 6.9).

**Tabla 6.9.** Analisis multivariante de supervivencia mediante el modelo de COX – Perspectiva predictiva

	Coef	HR	Pr(> Z )	VIF
--	------	----	----------	-----

	Coef	HR	Pr(>  Z )	VIF
[nrocuota]	0.0091** (0.0332)	1.009	0.7837	6.499
[lnimporteoper]	0.0034*** (0.0036)	1.003	0.3425	41.231
[lnvalorcuota]	-0.0036*** (0.0034)	0.996	0.2906	34.335
[cuotas_morosas]	0.1015** (0.0166)	1.107***	<0.0001	1.052
[porc_subs_1]	0.0272*** (0.0063)	1.028***	<0.0001	1.443
[porc_subs_2]	0.0043*** (0.0028)	1.004	0.1241	1.703
[edad_cred]	-0.0185*** (0.0037)	0.982***	<0.0001	1.017
[sect_act2]	0.6415 (0.1876)	1.899***	0.0006	3.918
[sect_act3]	0.8913 (0.1785)	2.438***	<0.0001	5.137
[sect_act4]	0.8445 (0.1882)	2.327***	<0.0001	4.189
[tipo_emprendedor2]	-0.1314* (0.0849)	0.877	0.1217	1.097
[region2]	-0.1538 (0.1208)	0.857	0.2029	1.656
[region3]	-0.1171 (0.1486)	0.889	0.4308	1.395
[region4]	-0.2461 (0.1179)	0.782**	0.0369	1.722
[region5]	-0.2544 (0.1477)	0.775*	0.0849	1.378
[region6]	-0.0943 (0.1634)	0.910	0.5639	1.364
N (impagos)	1357 (646)			
LR Chi2	128.63			
Test proporcionalidad	21.96			
C-index (test)	0.612			
AIC	8,850.374			
BIC	8,933.783			

Nota: Esta tabla muestra los coeficientes del modelo de riesgos proporcionales de Cox, el *hazard rate*, el coeficiente sin penalización –con su valor t-standard-, el p-valor y el factor de inflación de varianza. N (impagos) establece, respectivamente, el número total de observaciones y la cantidad de ellas que corresponden a impagos. LR Chi2 es la prueba de Chi-cuadrado de relación de probabilidad de que al menos uno de los coeficientes de regresión de los predictores no es igual a cero en el modelo. El test de proporcionalidad chequea el cumplimiento del modelo de riesgos

proporcionales de Cox. *C-index (test)* es la probabilidad de concordancia entre la supervivencia predicha y la real. AIC es el criterio de información de Akaike y BIC es el criterio de información bayesiano. (\*\*\*, \*\*, \*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Fuente: elaboración propia

#### 6.4.2.2. Ajustes por reducción de variables

La Tabla 6.9 mostraba importantes problemas de multicolinealidad en el modelo que considera conjuntamente todas las variables. Para evitar este problema, se ha utilizado un método de reducción de variables basado en la incorporación de una penalización en la función de máxima verosimilitud parcial.

La incorporación de una penalización en la función de máxima verosimilitud parcial permite reducir el número de variables y, consecuentemente, disminuir problemas de multicolinealidad y facilitar la aplicación práctica del modelo predictivo al reducir el número de variables necesarias para la predicción. En este sentido, se destaca el trabajo pionero de Verweij y Van Houwelingen (1994), que propusieron un criterio de validación cruzada para un análisis de supervivencia con el fin de determinar el valor apropiado para los parámetros de ajuste. De este modo, la función de máxima verosimilitud parcial presenta la siguiente expresión:

$$l_n(\beta) - \sum_{j=1}^J \lambda \left[ (1 - \alpha) \frac{\beta_j^2}{2} + \alpha |\beta_j| \right]$$

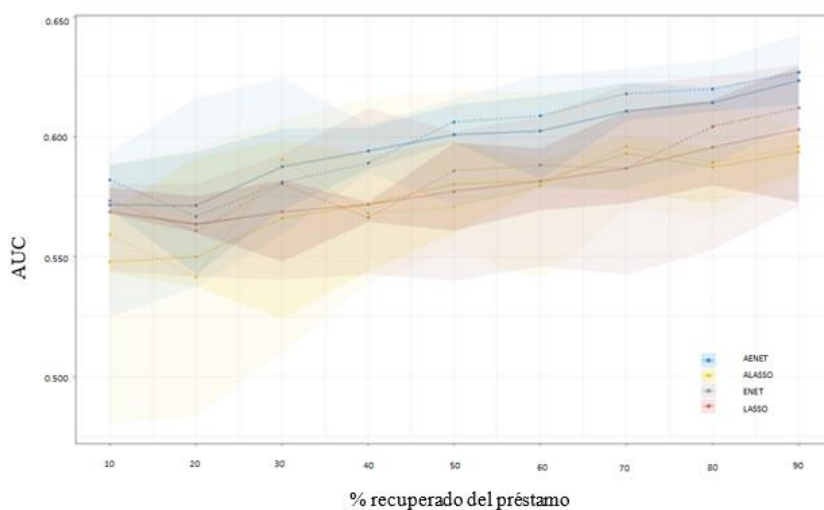
donde  $\lambda$  y  $\alpha$  representan la intensidad de la penalización. Este tipo de penalización se conoce como red elástica y fue desarrollado por Zou y Hastie (2005).

Existen distintas alternativas en función de las combinaciones entre  $\lambda$  y  $\alpha$ , las cuales pueden dar lugar a distintas penalizaciones. Al respecto, la red elástica ENET (*elastic net*) se estima a partir de la expresión anterior (Zou y Hastie, 2005). Si en esta expresión se impone que  $\alpha$  sea igual a uno, estamos ante LASSO (Tibshirani, 1997). Por tanto, LASSO es un caso particular de red elástica.

Las versiones adaptativas (AENET y ALASSO) son versiones de los dos anteriores que garantizan el cumplimiento de la "propiedad del oráculo". Esta propiedad implica que el estimador sea consistente en la estimación del parámetro y también en el proceso de selección de variables (Zou, 2006). Simplemente tiene utilidad práctica como medida de robustez de la penalización.

Un análisis del área debajo de la curva (ROC) obtenido a partir de distintas penalizaciones (AENET, ENET, ALASSO y LASSO) se muestra en la Figura 6.5. Tal y como puede observarse, el método AENET presenta el mejor ajuste, permitiendo predecir los mayores valores de ROC, si bien no existen diferencias relevantes entre todas las penalizaciones. La comparación se ha realizado utilizando el paquete *hdnom* del software R (Xiao *et al.*, 2016).

**Figura 6.5.** Comparación del área debajo de la curva (ROC) entre distintas penalizaciones



Fuente: elaboración propia

Los valores obtenidos para cada variable en el modelo planteado utilizando la penalización AENET se observan en la Tabla 6.10. Para la estimación de los parámetros se ha utilizado una validación cruzada

en 10 grupos. Como puede observarse, este método descarta la variable [*lnimporteoper*], lo que contribuye a corregir los problemas de multicolinealidad, disminuyendo los factores de inflación de varianza (VIF) de las variables significativas del modelo. Debido a que esta estimación no permite obtener los errores estándar de los coeficientes, la significatividad de los mismos se ha obtenido a partir de la estimación del modelo sin penalización.

La Tabla 6.10 muestra que las variables representativas del número de cuotas del préstamo vigente así como las cuotas morosas del préstamo anterior, la proporción de subsidios concedidos en relación al total del préstamo y el sector de actividad aumentan el *hazard rate*. En particular, a excepción a la información sobre el segundo tipo de subsidios, todas las variables resultan significativas. El riesgo de default es 1.040 veces más alto para un aumento de una cuota, manteniendo el resto de las variables constantes. Por otro lado, se constata un aumento de un 138.4% para el riesgo de default si el emprendedor desarrolla una actividad industrial, respecto a si trabaja en el sector primario. Los aumentos en el *hazard rate* relacionados con el desempeño de una actividad comercial o de servicios también resultan importantes y significativos (86.5% y 126.8%, respectivamente).

En otro orden, la edad del emprendedor al tomar el crédito, la característica de ser mujer y la región geográfica donde desempeña actividad el emprendimiento son factores reductores del *hazard rate*. En particular, por cada año de edad adicional del emprendedor, manteniendo el resto de variables constantes, se constata una disminución en el riesgo de default de 1.8%. Por otro lado, el riesgo esperado es 11.6% menor si la cliente es mujer con respecto a que sea hombre. Desde el punto de vista de la región geográfica, el emprendedor que radica su negocio en la región Este experimenta una disminución del 22.5% del riesgo de default frente a la región Norte, manteniendo el resto de variables constantes. Los dos tipos de resultados están en línea con los hallazgos de los modelos de regresión logística realizados sobre la misma base de datos.

**Tabla 6.10.** Analisis multivariante de supervivencia mediante un modelo de COX penalizado (AENET)

	Coef AENET	HR	Coef sin penalización	Pr(>  Z )	VIF
[nrocuota]	0.039	1.040***	0.039*** (0.013)	0.003	1.06
[lnvalorcuota]	-0.000	1.000*	-0.0005 (0.0006)	0.467	1.24
[cuotas_morosas]	0.096	1.101***	0.101** (0.017)	<0.0001	1.05
[porc_subs_1]	0.026	1.026***	0.027*** (0.006)	<0.0001	1.42
[porc_subs_2]	0.003	1.003	0.004*** (0.003)	0.154	1.65
[edad_cred]	-0.018	0.982***	-0.019*** (0.004)	<0.0001	1.02
[sect_act2]	0.623	1.865***	0.635 (0.187)	0.001	3.91
[sect_act3]	0.869	2.384***	0.882 (0.178)	<0.0001	5.12
[sect_act4]	0.819	2.268***	0.833 (0.188)	<0.0001	4.17
[tipo_emprendedor2]	-0.123	0.884	-0.136* (0.085)	0.108	1.09
[region2]	-0.150	0.861	-0.156 (0.121)	0.197	1.65
[region3]	-0.109	0.896	-0.117 (0.149)	0.431	1.40
[region4]	-0.254	0.776**	-0.258 (0.118)	0.028	1.71
[region5]	-0.255	0.775*	-0.259 (0.148)	0.079	1.38
[region6]	-0.078	0.925	-0.097 (0.163)	0.554	1.36
Best alfa	0.05				
Best lambda	0.01765				
N (impagos)	1,357 (646)				
C-index (test)	0.624				
AIC	-92.094				
BIC	-14.256				

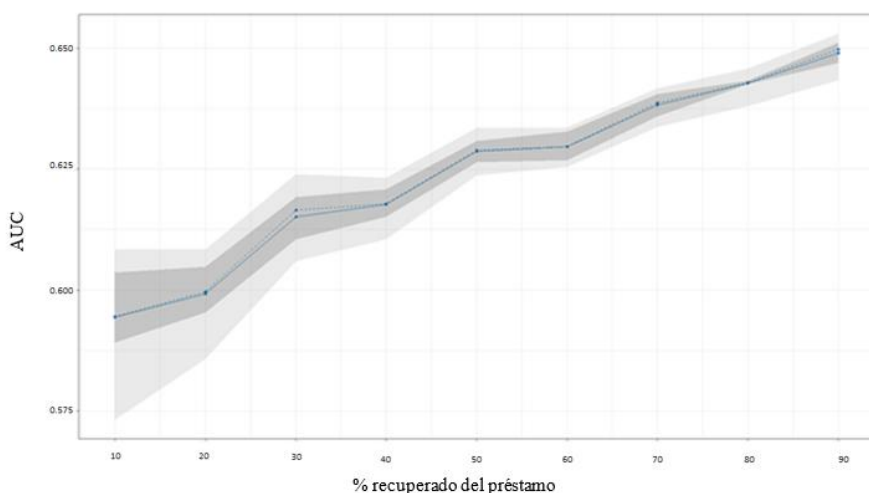
Nota: Esta tabla muestra los coeficientes del modelo de riesgos proporcionales de Cox con la penalización AENET, el *hazard rate*, el coeficiente sin penalización – con su valor t-standard-, el p-valor y el factor de inflación de varianza. *Best alfa* y *Best lambda* representan los coeficientes de intensidad de la penalización. N

(impagos) establece, respectivamente, el número total de observaciones y la cantidad de ellas que corresponden a impagos. *C-index (test)* es la probabilidad de concordancia entre la supervivencia predicha y la real. AIC es el criterio de información de Akaike y BIC es el criterio de información bayesiano. (\*\*\*,\*\*,\*) significativo al nivel 1%, 5% y 10%, respectivamente. Fuente: elaboración propia

En la Tabla I del Anexo III se muestran los resultados del modelo de riesgos proporcionales de Cox penalizado de acuerdo a las cuatro medidas propuestas, lo que permite comparar el mejor ajuste de la penalización AENET.

Un análisis gráfico de validación del modelo previo estimado (Tabla 6.10) se observa en la Figura 6.6. Así, se constata que el modelo presenta una mayor capacidad de predicción en los valores más altos de recuperación del préstamo. Por otro lado, la menor capacidad de predicción en los valores recuperados más bajos podría atribuirse a la existencia de un número relevante de préstamos con impago en la primera cuota, lo que dificulta la predicción en este segmento. Así, el área debajo de la curva presenta un valor en torno al 0.6 en valores de recuperación del préstamo muy bajos y entre 0.625 y 0.65 en valores más altos de recuperación.

**Figura 6.6.** Área debajo de la curva (ROC) considerando distintos valores de recuperación



Fuente: elaboración propia



6.4.2.3. Calibración del ajuste

Con los resultados del modelo mostrado en la Tabla 6.10 se ha estimado el porcentaje esperado de recuperación de cada préstamo. A continuación, se ha dividido la muestra en tres grupos de igual tamaño de acuerdo con los valores obtenidos de recuperación (*high risk*, *medium risk*, *low risk*). Estas categorías corresponden a tercios de probabilidad de igual tamaño. Es decir, se estima la probabilidad de impago a partir del modelo. Posteriormente, en función de este valor se ordenan todos los préstamos de menor a mayor de manera que el 33.33% de individuos con menores valores de impago se clasifica como de bajo riesgo, el 33.33% siguiente como riesgo medio y el 33.33% con valores predichos más altos como de alto riesgo. Los valores obtenidos se han comparado con los valores realmente observados para cada préstamo. Este proceso se ha realizado mediante un muestreo aleatorio que divide la muestra en diez grupos. De este modo, es posible comparar el porcentaje medio esperado de recuperación del préstamo y su porcentaje medio recuperado real para cada uno de los tres grupos analizados dentro de cada uno de los diez grupos creados aleatoriamente. Los resultados mostrados en la Tabla 6.11 confirman la calibración adecuada del modelo, ya que los préstamos de alto riesgo presentan un porcentaje predicho y real de recuperación medio inferior al 60%, mientras que los préstamos de bajo riesgo presentan un porcentaje predicho y real de recuperación medio próximo al 80%.

**Tabla 6.11.** Porcentaje medio esperado de recuperación y real para cada uno de los tres grupos de riesgo

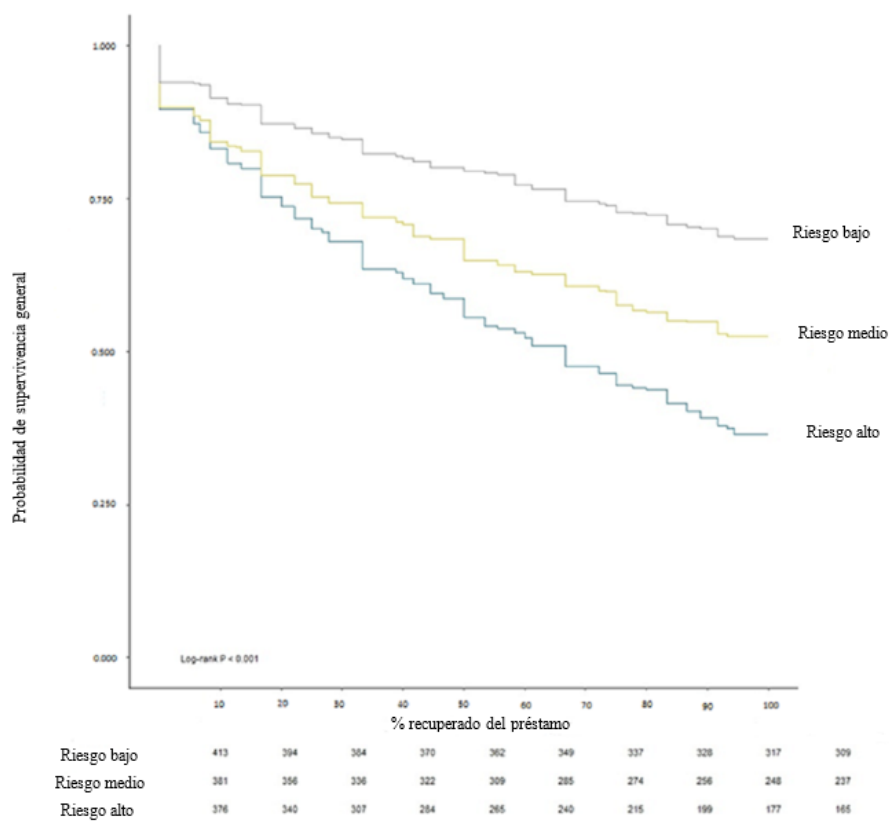
	Valor medio predicho	Valor medio observado
High risk	57.06%	55.53%
Medium risk	67.60%	64.82%
Low risk	78.71%	79.42%

Fuente: elaboración propia

Finalmente, se muestra la evolución gráfica de los impagos para distintos porcentajes de recuperación del préstamo en cada uno de los tres grupos de riesgo (Figura 6.7). Los resultados muestran que el

modelo clasifica adecuadamente el porcentaje de recuperación del préstamo en función del grupo de riesgo del préstamo, de acuerdo a los resultados de la Tabla 6.11, tal como confirma el test *logrank* (Cox, 1972).

**Figura 6.7.** Probabilidad de recuperación del microcrédito según clasificación de préstamos en grupos de bajo, medio y alto riesgo

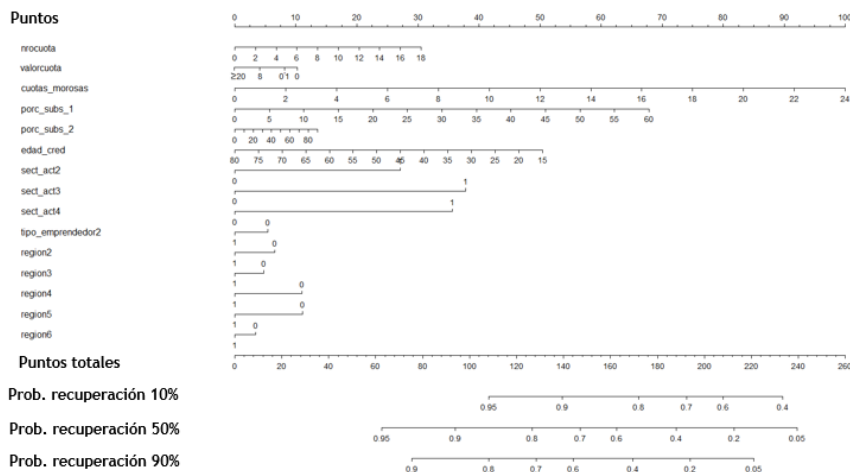


Fuente: elaboración propia

A efectos de facilitar la aplicación práctica por parte de un gestor de una IMF, los resultados se han trasladado a un nomograma (Figura 6.8). El nomograma es una herramienta gráfica que permite obtener el valor de una función a partir del valor de diversas variables. Para ello, se asigna un puntaje al valor de cada variable (línea superior). La suma de los distintos puntajes genera unos puntos totales, los cuales pueden ser trasladados a la probabilidad de que se produzca un impago una vez recuperada una cantidad determinada (línea inferior). Por ejemplo, para un préstamo con 12 cuotas, con valor de cuota de \$ 8,000 (ocho mil pesos uruguayos), sin cuotas morosas previas, con [porc\_sub\_1] del 45%, [porc\_sub\_2] de 0, para un individuo de 45 años en el sector de actividad 2, mujer, y que desarrolla su actividad en la región 1, los puntos totales serían:  $12 ([nrocuota]) + 8,000 ([valorcuota]) + 0 ([cuotas\_morosas]) + 45 ([porc\_subs\_1]) + 0 ([porc\_subs\_2]) + 45 ([edad\_cred]) + 1 ([sect\_act2]) + 1 ([tipo\_emprendedor2]) + 1 ([region1]) = 129$  puntos. Para este puntaje, la probabilidad de que el prestatario devuelva un 10% o más del importe del préstamo se sitúa entre el 90% y el 95%; la probabilidad de que devuelva un 50% o más, se sitúa entre el 80% y el 90%; y la probabilidad de que devuelva un 90% o más, se sitúa entre el 70% y el 80%.

A partir del nomograma es posible identificar las variables con mayor impacto en el riesgo futuro de impago. Así, las variables con mayor importancia para predecir el riesgo de impago son, por este orden: las cuotas morosas, el porcentaje de subsidios y la edad del individuo, seguidas del sector de actividad y del número de cuotas. Asimismo, el valor de la cuota, el género y región donde se desarrolle la actividad son variables con una importancia notable, si bien inferior a la de las variables mencionadas anteriormente.

**Figura 6.8.** Nomograma del modelo de COX penalizado mediante AENET



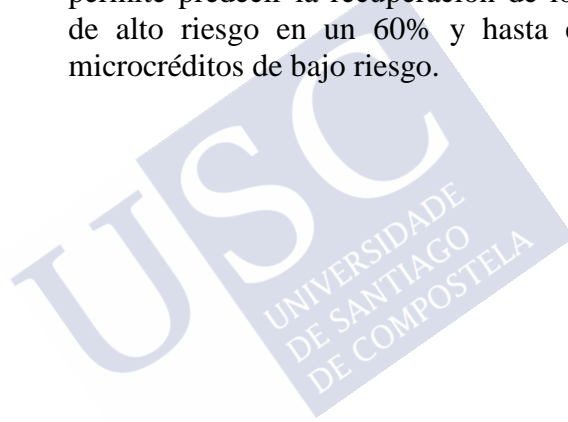
Fuente: elaboración propia

## 6.5. CONCLUSIONES

Las principales conclusiones generales del análisis empírico de supervivencia realizado en el presente Capítulo se resumen a continuación:

- Bajo la perspectiva explicativa, el año en que se concedió el microcrédito, el porcentaje del primer subsidio sobre el apoyo económico, la variación de la tarifa del agua y la realización de un emprendimiento comercial o de servicios, aumentan la probabilidad de impago.
- En la referida perspectiva, el valor de la cuota del microcrédito, la edad del emprendedor al momento de tomar el préstamo y el hecho de que se trate de una mujer emprendedora, disminuyen la probabilidad de impago.

- El modelo de Cox penalizado con red elástica adaptativa AENET resultó el modelo de mejor predicción.
- Bajo la perspectiva predictiva, el número de cuotas del microcrédito, las cuotas morosas en el microcrédito anterior, el porcentaje de subsidios concedido al emprendedor, la edad del emprendedor, el sector de actividad y la región donde se desarrolla la actividad, son variables que permiten predecir el porcentaje de cumplimiento en la devolución del microcrédito.
- En la citada perspectiva, la metodología utilizada permite predecir la recuperación de los microcréditos de alto riesgo en un 60% y hasta en un 80% los microcréditos de bajo riesgo.





---

**CAPÍTULO 7:**  
**MODELO PREDICTIVO DE CREDIT SCORING**  
**EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS**  
**URUGUAYA: UN ENFOQUE DE REDES**  
**NEURONALES ARTIFICIALES**

---

- 7.1.INTRODUCCIÓN
- 7.2.METODOLOGÍA
- 7.3.RESULTADOS EMPIRICOS
- 7.4.CONCLUSIONES





## **CAPÍTULO 7: MODELO PREDICTIVO DE CREDIT SCORING EN UNA INSTITUCIÓN DE MICROFINANZAS URUGUAYA: UN ENFOQUE DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

### **7.1. INTRODUCCIÓN**

En la presente investigación se evalúa el riesgo de crédito en una IMF uruguaya a través de la aplicación de técnicas estadísticas paramétricas y no paramétricas. Dentro de estas últimas, se encuentran las redes neuronales artificiales (o ANN por sus siglas en inglés). Se trata de una herramienta de inteligencia artificial descrita en el Capítulo 2 que procura imitar el patrón de aprendizaje de las redes neuronales biológicas y que es utilizada habitualmente a efectos de identificar los deudores morosos entre un grupo de solicitantes de préstamos.

En Ripley (1996) se combinan los métodos estadísticos y el aprendizaje artificial para crear una base de la teoría de redes neuronales. En relación a las aplicaciones de esta técnica a los negocios, Tkáč y Verner (2016) encuentran que la mayoría de las investigaciones en el período 1994-2015 estaban destinadas al análisis de los problemas de bancarrota y dificultades financieras de las empresas, así como al *credit scoring*. Revisando los métodos de clasificación aplicados al *credit scoring* en el período 1992-2015, Louzada *et al.* (2016) establecen que en general en todo el período las redes neuronales resulta ser la técnica más utilizada. Por otro lado, desde la perspectiva de *credit scoring* sobre crédito social, Yu *et al.* (2015) manifiestan que los métodos de inteligencia artificial se han convertido en técnicas de predominancia para la clasificación y predicción del riesgo de crédito, señalando que las ANN –junto con las máquinas de soporte vectorial– son las herramientas más populares.

Otros autores enfatizan la eficiencia de estas herramientas en la predicción del riesgo de crédito (véase West (2000)), concluyendo que las ANN pueden aumentar la precisión predictiva con respecto a las técnicas tradicionales de *credit scoring*. En la misma línea se expresan Lee y Chen (2005), señalando la mejor performance de las técnicas no paramétricas sobre los modelos estadísticos clásicos. En particular, estos autores indican que los modelos de redes neuronales MLP (perceptrón multicapa) tienen un área bajo la curva más grande, así como también menores costos de errores de clasificación que los modelos tradicionales.

En este capítulo, se realiza un análisis de ANN a la base de microcréditos utilizada a efectos de identificar variables indicativas de emprendedores que puedan entrar en impago y, a su vez, con el fin de emplear dichas características para discriminar entre deudores con riesgo de crédito positivo y negativo.

La estructura del capítulo se establece a continuación. En primer lugar, se describe la metodología a aplicar. Posteriormente, se consignan los resultados obtenidos bajo ANN alternativas y finalmente se detallan las principales conclusiones.

## 7.2. METODOLOGÍA

Brevemente, una red neuronal está constituida por una capa de entrada, que contiene los inputs o predictores, una o varias capas ocultas, que contienen unidades no observables –función de los predictores- y una capa de salida, donde se encuentran las respuestas. La función corresponde a la función de activación y los valores de las ponderaciones o pesos se determinan mediante el algoritmo de estimación (Lara, 2010). Al respecto, la forma de las relaciones entre las variables dependientes e independientes no es establecida de antemano, sino que es determinada durante el proceso de entrenamiento o aprendizaje.

Dada la variedad de aplicaciones de las ANN, existen varias definiciones de estas herramientas. En particular, en IBM (2016) se

establece que las ANN asemejan el funcionamiento del cerebro en dos aspectos; a saber, que el conocimiento de la red se adquiere mediante un proceso de aprendizaje y que las fuerzas de conexión interneuronal –o ponderaciones sinápticas– se utilizan para almacenar el conocimiento. La estructura o arquitectura de la red admite diferentes funciones de predictores, como la red de perceptrones multicapa (MLP) o función de base radial (RBF), que minimizan el error de predicción de las variables de salida. En nuestro caso, una red MLP o RBF constituye una función de las variables explicativas que minimiza el error al pronosticar la probabilidad de impago.

En particular, en este trabajo se realiza un análisis de ANN de tipo MLP y RBF para cada una de las cinco definiciones de morosidad elaboradas, utilizando la herramienta SPSS v.24. A su vez, a efectos de considerar diferentes alternativas de arquitecturas de redes neuronales, en la red MLP se utilizan como algoritmos de optimización el gradiente de conjugado escalado (SCG) y el gradiente descendente (GD), mientras que en la red RBF se analizan dos funciones de activación para la capa oculta, en particular, la función de base radial normalizada (NRBF) y la función de base radial ordinaria (ORBF).

En nuestro estudio, las neuronas de la capa de entrada equivalen al número de covariables sumadas al número de factores de las variables categóricas y binarias utilizadas en el modelo. Por otro lado, la capa de salida tiene dos neuronas con la función de activación identidad, donde fue creada una neurona separada para cada categoría de la decisión de crédito, según se trate de deudores morosos o no morosos. En cada caso, la selección de arquitectura automática de SPSS determina el número de neuronas ocultas como el mejor número de neuronas de la capa oculta que minimiza la suma de los errores cuadráticos en el grupo de testeo.

### 7.2.1. Variables

Al respecto, los cinco conceptos alternativos de morosidad utilizados en este capítulo corresponden a *[cuotamas30]*, *[mitad\_o\_menos]*, *[primeracuotaonada]*, *[promediamas0]* y

[*promedias30*], ya definidos en el Capítulo 4. Conviene recordar que los cinco casos se definieron como variables dicotómicas donde el “1” corresponde a los microcréditos que hayan registrado algún tipo de atrasos de acuerdo a las definiciones anteriores, mientras que el “0” es asignado a los microcréditos no comprendidos en las citadas definiciones.

Respecto a los potenciales determinantes del riesgo de crédito, a continuación se identifican 10 variables explicativas, agrupadas en tres bloques según su naturaleza, que se utilizan en la arquitectura de la red:

- 1) Características del microcrédito: [*lnimporteoper*], [*lnvalorcuota*], [*nrocuota*], [*porc\_subs\_1*] y [*porc\_subs\_2*];
- 2) Características relativas a los antecedentes de pago del emprendedor: [*cuotas\_morosas*];
- 3) Características del emprendedor: [*tipo\_emprendedor*], [*edad\_cred*], [*region*] y [*sect\_act*].

Estas variables explicativas coinciden con las utilizadas en los modelos predictivos de la regresión logística y del análisis de supervivencia detalladas, respectivamente, en los capítulos 5 y 6, a efectos de poder realizar una contrastación homogénea de los resultados de los tres capítulos. Recuérdese también que con respecto a las variables utilizadas en el modelo descriptivo, algunas deben ser excluidas del estudio predictivo pues se desconocen sus valores en el momento de evaluación de la concesión del crédito.

### **7.2.2. Especificación del modelo**

En cuanto a las características de la red, se utilizó como función de activación de la capa oculta la tangente hiperbólica y la Softmax en la capa de salida.

La función de tangente hiperbólica, que toma argumentos  $c$  de valor real y los transforma al rango  $[-1,1]$ , tiene la siguiente forma (White *et al.*, 1992):

$$\gamma(c) = \frac{(e^c - e^{-c})}{(e^c + e^{-c})}$$

Por su parte, la función Softmax o función exponencial normalizada toma un vector K-dimensional de argumentos arbitrarios  $c$  del sector real y lo transforma en un vector de K elementos reales comprendidos en el rango  $[0,1]$ . Su forma es la siguiente (Hopgood, 2016):

$$\gamma: R^K \rightarrow [0,1]^K$$

$$\gamma(c_k) = \frac{\exp(c_k)}{\sum_j \exp(c_j)}$$

Se realizó asimismo un cambio de escala en las variables continuas, que fueron estandarizadas<sup>54</sup>. Al respecto, la evidencia empírica ha demostrado que cuando se normalizan las variables continuas, el aprendizaje de las ANN es más eficiente, lo que conduce a un mejor predictor (Blanco *et al.*, 2013).

En cuanto a la asignación de casos entre la muestra de entrenamiento y la de prueba o validación del análisis, se optó por una selección de arquitectura automática de SPSS, esto es, el procedimiento selecciona automáticamente la estructura de la red más eficiente.

A efectos de entrenar los modelos de la red MLP, se definió como métrica del grado de error entre las salidas del modelo y las salidas deseables de los datos de entrenamiento, el error de entropía cruzada. Dicha métrica se define como sigue:

$$-\sum_i y_i' \log(y_i)$$

donde  $y$  es la distribución de probabilidad predicha e  $y'$  es la distribución real de la variable dependiente. En la red RBF la métrica utilizada fue la suma de errores cuadráticos.

---

<sup>54</sup> Se resta la media y se divide por la desviación típica,  $\frac{(x - media)}{s}$

7.3. RESULTADOS EMPÍRICOS

A continuación, se establecen los resultados obtenidos para cada una de las cinco definiciones de morosidad evaluadas en la presente investigación. Como se comentó, en cada criterio de morosidad, se analizan cuatro modelos alternativos: dos bajo la red MLP, considerando alternativamente el algoritmo de optimización SCG y GD y otros dos bajo la red RBF, en un caso considerando la función de activación de la capa oculta NRBF y en el otro, ORBF.

Variable dependiente: Atraso de 30 o más días en al menos una cuota del microcrédito [cuotamas30]

La Tabla 7.1 muestra el resumen de procesamiento de observaciones de las redes neuronales obtenidas para el criterio [cuotamas30] detallando las observaciones válidas y excluidas de la elaboración de la citada red, distinguiendo entre aquellas destinadas a la muestra de entrenamiento y a la de validación. Las 28 observaciones excluidas corresponden a microcréditos con valores definidos como perdidos por el usuario para algunas de las variables del modelo. Se incluyen entonces en el análisis 1,357 observaciones, que coinciden con lo analizado en los modelos descriptivos y predictivos incluidos en los capítulos 4 y 5.

**Tabla 7.1.** Resumen de procesamiento de observaciones [cuotamas30]

Modelo		MLPSCG		MLPGD		RBFNRBF		RBFORBF	
		No.	%	No.	%	No.	%	No.	%
Muestra	Entrenamiento	939	69.2	939	69.2	926	68.2	908	66.9
	Validación	418	30.8	418	30.8	431	31.8	449	33.1
Observaciones válidas		1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0
Observaciones excluidas		28		28		28		28	
Total		1,385		1,385		1,385		1,385	

Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.2 detalla los principales indicadores de performance de las redes neuronales construidas para el criterio [cuotamas30],

incluyendo el error, el porcentaje de predicciones incorrectas, la regla de detención utilizada y el tiempo de entrenamiento. Es de destacar que todas las medidas se calculan para los valores tras los cambios de escala de las variables dependientes del modelo. Los modelos de la red RBF registran porcentajes superiores que la red MLP en cuanto a predicciones incorrectas, mientras que el tiempo de entrenamiento casi quintuplica al registrado en los modelos de la red MLP. En particular, el modelo MLPSCG registra el menor porcentaje de predicciones incorrectas, con 19.6% y 22.5%, respectivamente, en la muestra de entrenamiento y en la de validación. Al pie de la Tabla 7.3 se explicita la arquitectura de los modelos de la red MLP y RBF. Al respecto, en todos los modelos, el número de neuronas de la capa de entrada (19) corresponde al número de variables continuas (7) más el número total de categorías de las variables cualitativas (12). Por otro lado, en la capa de salida se crearon dos neuronas, una para cada categoría en la evaluación de crédito (“1”, Moroso; “0”, No Moroso). Al respecto, la selección muestra diferentes tipos de arquitecturas de redes neuronales, considerando esquemas de 6, 7 y 9 neuronas en la capa oculta.

**Tabla 7.2.** Resumen del modelo. [cuotamas30]

		MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
Entrenamiento	Error de entropía cruzada (MLP) /Suma de errores cuadráticos (RBF)	352,846	364,785	126,267	151,280
	% predicciones incorrectas	19.6%	21.4%	21.9%	25.4%
	Regla de detención utilizada	1 paso consecutivo sin disminución en el error		El error más pequeño en los datos de prueba	
	Tiempo de entrenamiento	0:00:00.99	0:00:00.84	0:00:02.81	0:00:02.28
Validación	Error de entropía cruzada (MLP) /Suma de errores cuadráticos (RBF)	166,980	183,783	71,097	72,763
	% predicciones incorrectas	22.5%	24.4%	27.4%	23.6%

Nota: MLPSCG-MLPGD: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 7 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFNRBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 9 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFORBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 6 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas. Fuente: elaboración propia

Los resultados de clasificación para el criterio *[cuotamas30]* se muestran en la Tabla 7.3, indicando el número de observaciones clasificado correctamente en cada uno de los modelos para los clientes morosos y no morosos, así como el porcentaje global de aciertos, tanto para la muestra de entrenamiento como para la de validación. En particular, se advierte que el modelo MLPSCG alcanza un 80.4% de observaciones totales clasificadas correctamente en la muestra de entrenamiento y del 77.5% en la muestra de testeo, superando claramente al resto de los modelos evaluados. Dicho modelo clasifica mejor a los clientes morosos que a los no morosos (94.6% y 37.9% de aciertos en la muestra de entrenamiento y 89.9% y 38% en la muestra de testeo, respectivamente). Al respecto, en los modelos analizados, tanto en la red MLP como en la RBF, se mantiene esta característica, es decir, la red parece funcionar mejor para pronosticar los valores de los clientes morosos pero no detecta tan claramente a los clientes no morosos.





**Tabla 7.3.** Resultados de clasificación [cuotamas30]

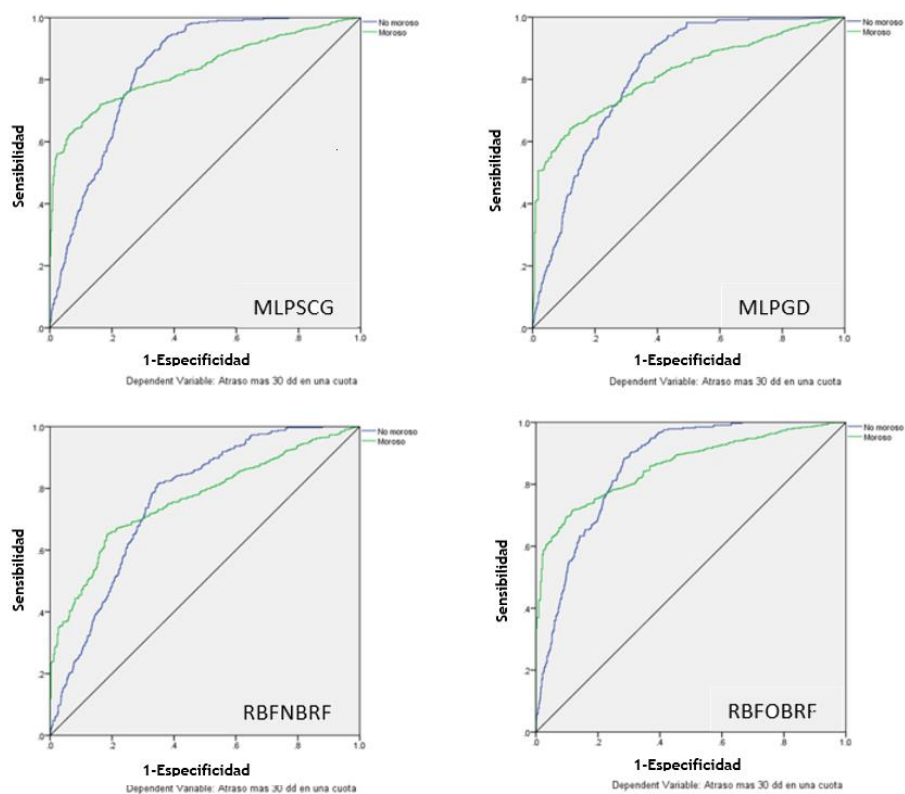
Muestra	Observado	Predicho MLPSCG			Predicho MLPGD			Predicho RBFNRBF			Predicho RBFORBF		
		0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.
Entrenamiento	0	89	146	37.9	85	136	38.5	64	154	29.4	17	212	7.4
	1	38	666	94.6	65	653	90.9	49	659	93.1	19	660	97.2
	% gral.	13.5	86.5	80.4	16.0	84.0	78.6	12.2	87.8	78.1	4.0	96.0	74.6
Validación	0	38	62	38.0	35	79	30.7	28	89	23.9	8	98	7.5
	1	32	286	89.9	23	281	92.4	29	285	90.8	8	335	97.7
	% gral.	16.7	83.3	77.5	13.9	86.1	75.6	13.2	86.8	72.6	3.6	96.4	76.4

Fuente: elaboración propia



La Figura 7.1 reporta la sensibilidad y especificidad del modelo para el criterio de morosidad [cuotamas30] en los cuatro modelos evaluados. La línea azul representa a los no morosos mientras la verde corresponde a los clientes con impago bajo este criterio. Este gráfico corresponde a las muestras de entrenamiento y validación combinadas, representando un resumen de la precisión de la red. En particular, a mayor distancia de cada curva respecto de la recta a 45°. mayor es el poder predictivo de la herramienta respecto a cada categoría de la variable dependiente. Se observa que los modelos MLPSCG y RBFORBF son aquellos que muestran los mayores valores de especificidad y sensibilidad.

Figura 7.1. Sensibilidad y Especificidad. [cuotamas30]



Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.4 y la Figura 7.2 muestran la importancia normalizada de las variables independientes en la determinación de las redes incluidas en los cuatro modelos alternativos evaluados, que tiene en cuenta tanto la muestra de entrenamiento como la de validación. Este guarismo indica cuanto cambia el valor pronosticado por el modelo de la red para diferentes valores de la variable independiente. En particular, se advierte la relevancia de la variable representativa del comportamiento de pagos del emprendedor en relación al microcrédito anteriormente concedido al que se evalúa, que se sitúa en primer lugar en tres de los modelos analizados (MLPSCG, MLPGD y RBFNRBF) y en tercer lugar en el modelo RBFNRBF. Por otro lado, las variables representativas de las características del préstamo (importe del microcrédito y del valor de la cuota y número de cuotas) también se ubican entre las variables con mayor importancia normalizada a lo largo de los cuatro modelos analizados. En el otro extremo, las variables con menor aporte explicativo son mayormente las referentes a las características del emprendedor y su negocio (región, sector de actividad y sexo).

**Tabla 7.4.** Importancia normalizada de variables explicativas [cuotamas30]

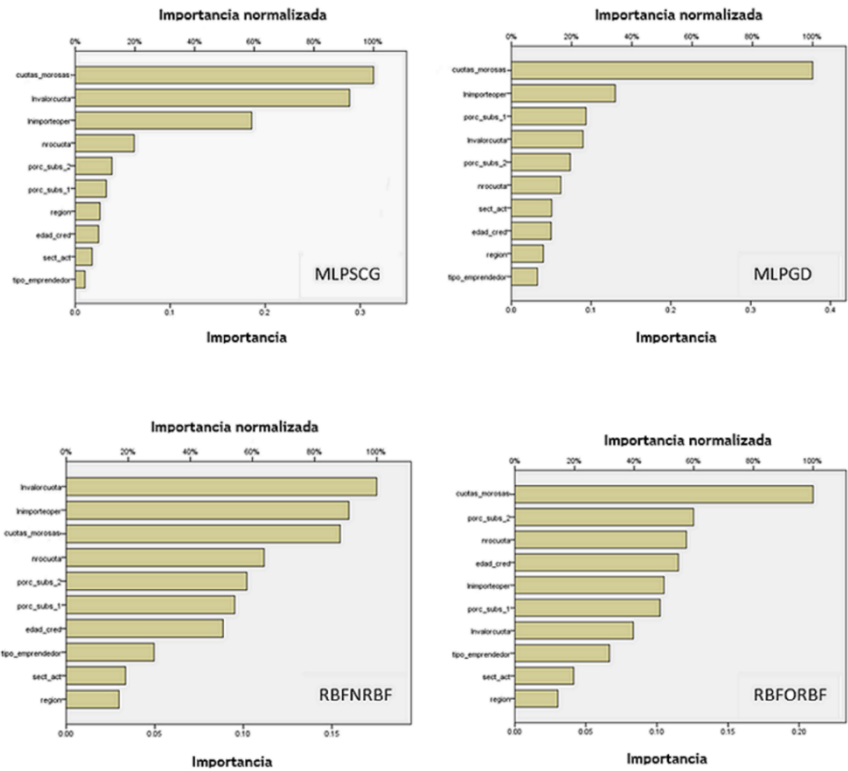
Variable	Importancia Normalizada			
	MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
[cuotas_morosas]	100.0%	100.0%	88.2%	100.0%
[lnvalorcuota]	92.0%	23.8%	100.0%	39.7%
[lnimporteoper]	59.1%	34.5%	91.1%	50.0%
[nrocuota]	19.7%	16.4%	63.7%	57.5%
[porc_subs_2]	12.3%	19.5%	58.2%	59.9%
[porc_subs_1]	10.4%	24.8%	54.3%	48.7%
[region]	8.3%	10.6%	17.0%	14.4%
[edad_cred]	7.8%	13.2%	50.5%	54.8%
[sect_act]	5.6%	13.3%	19.1%	19.7%
[tipo_emprendedor]	3.2%	8.7%	28.3%	31.7%

Fuente: elaboración propia

Además de los comentarios señalados anteriormente, la Figura 7.2 muestra que en los dos modelos construidos bajo la arquitectura MLP la importancia normalizada se concentra mayormente en las variables del comportamiento de pagos y de las características del préstamo, mientras que en los modelos de la red RBF la importancia de las

variables independientes se distribuye en forma más suavizada entre todas las variables explicativas consideradas.

Figura 7.2. Importancia de las variables. [cuotamas30]



Fuente: elaboración propia

Variable dependiente: Promedio de 30 o más días en el pago de las cuotas del microcrédito [promedimmas30]

La Tabla 7.5 muestra el resumen de procesamiento de observaciones de las redes neuronales obtenidas para el criterio [promedimmas30], detallando las observaciones válidas y excluidas de la elaboración de los cuatro modelos alternativos construidos bajo las

redes MLP y RBF, distinguiendo entre aquellas destinadas a la muestra de entrenamiento como a la de validación.

**Tabla 7.5.** Resumen de procesamiento de observaciones [*promedimomas30*]

Modelo		MLPSCG		MLPGD		RBFNRBF		RBFORBF	
		No.	%	No.	%	No.	%	No.	%
Muestra	Entrenamiento	935	68.9	947	69.8	962	70.9	963	71.0
	Validación	422	31.1	410	30.2	395	29.1	394	29.0
Observaciones válidas		1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0
Observaciones excluidas		28		28		28		28	
Total		1,385		1,385		1,385		1,385	

Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.6 detalla los principales indicadores de performance de las redes neuronales construidas para el criterio [*promedimomas30*], incluyendo el error, el porcentaje de predicciones incorrectas, la regla de detención utilizada y el tiempo de entrenamiento. Bajo este criterio, son válidos los mismos comentarios realizados respecto al criterio de morosidad anterior, en lo referente al menor porcentaje de predicciones incorrectas para los modelos construidos bajo la red MLP, así como al mayor tiempo de entrenamiento para los modelos de la red RBF. En relación a los modelos de la red MLP, cabe indicar que si bien el modelo MLPGD tiene el menor porcentaje de predicciones incorrectas en la muestra de entrenamiento (18%), es el modelo MLPSCG el de menor porcentaje de error en la muestra de testeo (17.3%). Tanto los errores de entropía cruzada (MLP) como la suma de errores cuadráticos (RBF) disminuyen significativamente entre los modelos considerados para la muestra de estimación y la de validación. Al pie de la Tabla 7.6 se explicita la arquitectura de la red MLP y RBF, evidenciando que la capa de salida de los modelos alternativos consta de entre 4 a 9 neuronas.

**Tabla 7.6.** Resumen del modelo [*promedimomas30*]

		MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
Entrenamiento	Error de entropía cruzada (MLP) /Suma de errores cuadráticos (RBF)	344,366	337,607	139,692	167,906
	% predicciones incorrectas	19.3%	17.3%	20.1%	26.9%
	Regla de detención utilizada	1 paso consecutivo sin disminución en el error		El error más pequeño en los datos de prueba	
	Tiempo de entrenamiento	0:00:01.12	0:00:00.89	0:00:02.63	0:00:02.79
Validación	Error de entropía cruzada (MLP) /Suma de errores cuadráticos (RBF)	163,644	171,017	59,892	78,825
	% predicciones incorrectas	18.0%	19.5%	22.3%	34.5%

Nota: MLPSCG: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 4 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; MLPGD: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 5 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFNRBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 8 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFORBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 9 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas. Fuente: elaboración propia

Los resultados de clasificación para el criterio [*promedimomas30*] se muestran en la Tabla 7.7, indicando que en términos de porcentaje global de aciertos en la muestra de entrenamiento, los modelos de la red MLP aventajan a los de la red RBF, registrando el mayor porcentaje de clasificación correcta el modelo MLPGD (82.7%). Ocurre algo similar en la muestra de validación, con el máximo porcentaje global de aciertos registrado por el modelo MLPSCG (82%). Tres de los modelos evaluados registran mayor porcentaje de aciertos en la clasificación de clientes no morosos que de los morosos, mientras que RBFORBF demuestra mayores dificultades en la identificación de los deudores no morosos.

**Tabla 7.7.** Clasificación [promedios<sup>30</sup>]

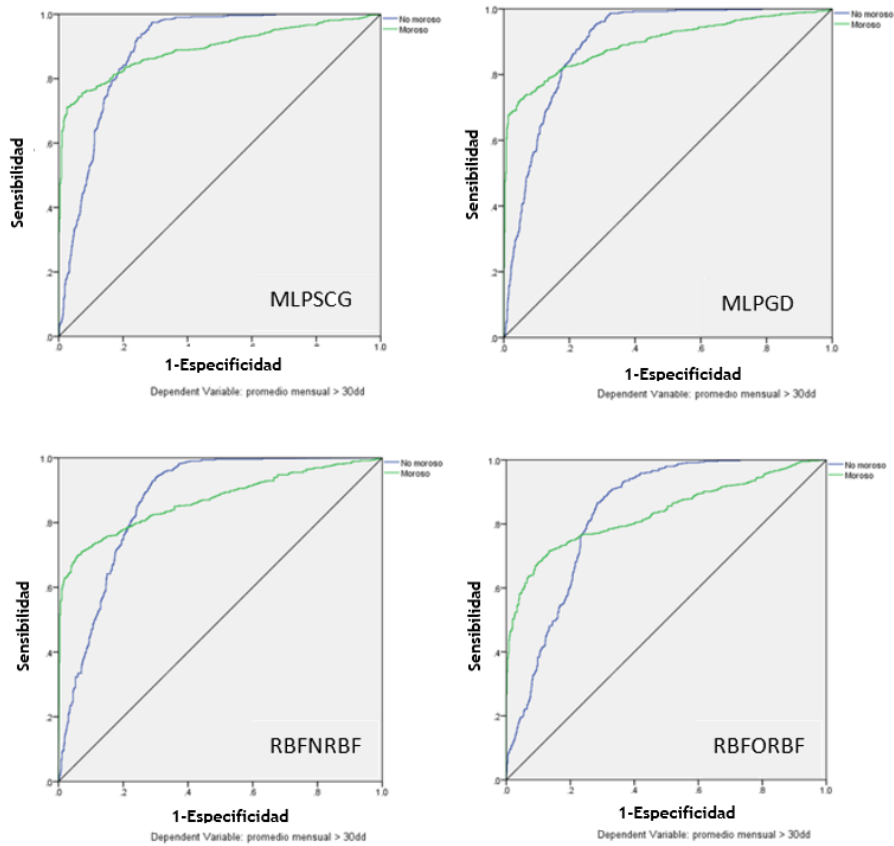
Muestra	Observado	Predicho MLPSCG			Predicho MLPGD			Predicho RBFNRBF			Predicho RBFORBF		
		0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.
Entrenamiento	0	302	55	84.6	293	66	81.6	322	36	89.9	167	195	46.1
	1	125	453	78.4	98	490	83.3	157	447	74.0	64	537	89.4
	% gral.	45.7	54.3	80.7	41.3	58.7	82.7	49.8	50.2	79.9	24.0	76.0	73.1
Validación	0	135	19	87.7	125	27	82.2	131	22	85.6	44	105	29.5
	1	57	211	78.7	53	205	79.5	66	176	72.7	31	214	87.3
	% gral.	45.5	54.5	82.0	43.4	56.6	80.5	49.9	50.1	77.7	19.0	81.0	65.5

Fuente: elaboración propia



La Figura 7.3 reporta la sensibilidad y especificidad de los cuatro modelos alternativos evaluados para el criterio de morosidad [promediamas30], observándose que los modelos MLPSCG y MLPGD registran mayores porcentajes de especificidad y sensibilidad que los respectivos modelos construidos bajo la red RBF. A su vez, la comparación de las Figuras 7.1 y 7.3 demuestra la mejor performance de la red para este criterio en relación a [cuotamas30], dado que el área bajo la curva es mayor que en aquel caso.

**Figura 7.3.** Sensibilidad y Especificidad [promediamas30]



Fuente: elaboración propia



En cuanto a la importancia de las variables explicativas, la Tabla 7.8 y la Figura 7.4 muestran que, para los modelos MLPCG, MLPGD y RBFNRBF, las variables que concentran el mayor poder explicativo son *[cuotas\_morosas\_ant]*, *[Invalorcuota]* y *[Inimporteoper]*, similarmente a lo registrado para el criterio *[cuotamas30]*. El modelo RBFORBF, en tanto, si bien registra la mayor importancia de *[cuotas\_morosas\_ant]*, también destaca el poder explicativo de *[nrocuota]* y *[porc\_subs\_2]*. Las variables de menor importancia en la construcción y entrenamiento de las redes son aquellas representativas de las características del emprendedor y su negocio, como fue anotado en el subepígrafe de *[cuotamas30]*.

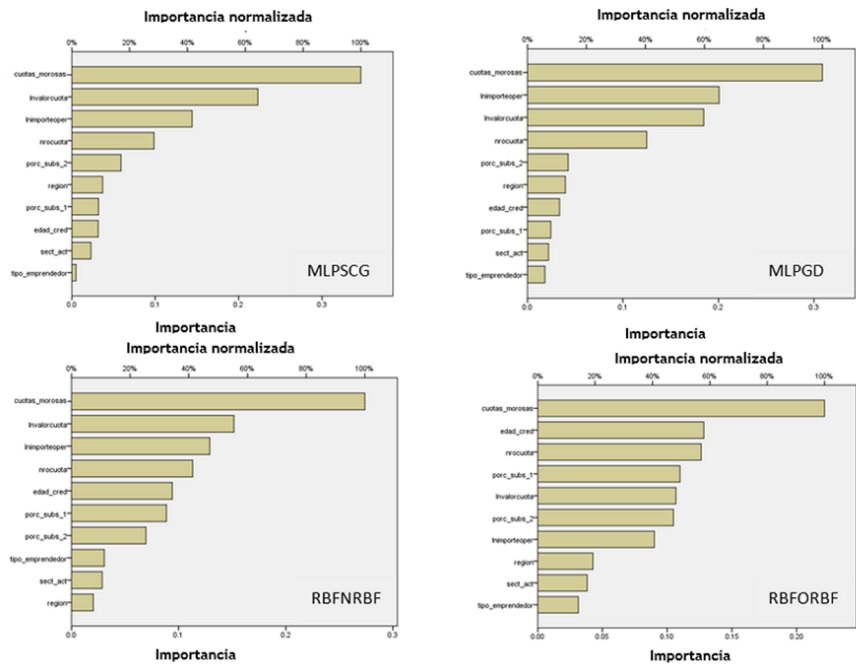
**Tabla 7.8.** Importancia normalizada de variables explicativas  
*[promediamas30]*

Variable	Importancia Normalizada			
	MLPCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
<i>[cuotas_morosas]</i>	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
<i>[Invalorcuota]</i>	64.4%	59.8%	55.4%	48.2%
<i>[Inimporteoper]</i>	41.6%	65.0%	47.2%	40.6%
<i>[nrocuota]</i>	28.5%	40.5%	41.3%	57.0%
<i>[porc_subs_2]</i>	17.0%	13.8%	25.4%	47.3%
<i>[region]</i>	10.7%	12.9%	7.4%	19.3%
<i>[porc_subs_1]</i>	9.2%	8.0%	32.4%	49.6%
<i>[edad_cred]</i>	9.1%	10.9%	34.4%	57.9%
<i>[sect_act]</i>	6.6%	7.1%	10.5%	17.2%
<i>[tipo_emprendedor]</i>	1.5%	5.9%	11.2%	14.1%

Fuente: elaboración propia

En otras palabras, se muestra que los resultados están dominados por las variables representativas del comportamiento de pago anterior del titular del microcrédito – 100% de importancia normalizada en todos los casos- y las representativas de las características del microcrédito mientras que las variables con menor influencia –menor generalmente al 20% de importancia normalizada- son aquellas representativas del emprendedor y su negocio. Se observa asimismo la concentración del aporte explicativo en un número reducido de variables en los modelos de la red MLP, con una distribución más extendida en los modelos de la red RBF.

Figura 7.4. Importancia de las variables. [promedimomas30]



Fuente: elaboración propia

Variable dependiente: Promedio positivo de días en el pago de las cuotas del microcrédito [promedimomas0]

La Tabla 7.9 muestra el resumen de procesamiento de observaciones de las redes neuronales obtenidas para el criterio [promedimomas0], detallando las observaciones válidas y excluidas de la elaboración de la citada red, distinguiendo entre aquellas destinadas a la muestra de entrenamiento como a la de validación.

Tabla 7.9. Resumen de procesamiento de observaciones [promedimomas0]

Modelo		MLPSCG		MLPGD		RBFNRBF		RBFORBF	
		No.	%	No.	%	No.	%	No.	%
Muestra	Entrenamiento	986	72.7	959	70.7	964	71.0	954	70.3
	Validación	371	27.3	398	29.3	393	29.0	403	29.7
Observaciones válidas		1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0
Observaciones excluidas		28		28		28		28	
Total		1,385		1,385		1,385		1,385	

Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.10 detalla los principales indicadores de performance de las redes neuronales construidas para el criterio *[promedias0]*, incluyendo el error, el porcentaje de predicciones incorrectas, la regla de detención utilizada y el tiempo de entrenamiento. Mientras el menor porcentaje de predicciones incorrectas en la muestra de validación le corresponde a modelo MLPSCG (18.7%), es el modelo RBFORBF el de mejor performance en relación a este criterio para la muestra de validación (15.6%). En este último caso, también se registra la diferencia más importante entre el porcentaje de predicciones correctas en ambas muestras. En cuanto al error, en todos los casos se registra una disminución porcentual de alrededor del 60%, considerando la métrica correspondiente en cada red. Finalmente, se reitera el comentario respecto al mayor tiempo de entrenamiento de los modelos de la red RBF, de acuerdo con lo observado en los criterios *[cuotamas30]* y *[promedias30]*. Al pie de la Tabla 7.11 se explicita la arquitectura de los modelos alternativos construidos bajo la red MLP y RBF, visualizándose que la capa oculta consta de entre 6 a 9 neuronas.

**Tabla 7.10.** Resumen del modelo *[promedio mas0]*

		MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
Entrenamiento	Error de entropía cruzada (MLP) / Suma de errores cuadráticos (RBF)	362.579	371.349	123.871	138.280
	% predicciones incorrectas	18.7%	19.1%	19.2%	20.4%
	Regla de detención utilizada	1 paso consecutivo sin disminución en el error		El error más pequeño en los datos de prueba	
	Tiempo de entrenamiento	0:00:00.89	0:00:00.83	0:00:02.51	0:00:02.23

		MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
Validación	Error de entropía cruzada (MLP) / Suma de errores cuadráticos (RBF)	133.434	157.179	51.781	49.501
	% predicciones incorrectas	19.7%	19.6%	19.8%	15.6%

Nota: MLPSCG: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 8 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; MLPGD: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 6 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFNRBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 9 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFORBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 8 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas.

Fuente: elaboración propia

Los resultados de clasificación de la red MLP para el criterio *[promedias0]* se muestran en la Tabla 7.11, indicando que los porcentajes globales de acierto en la muestra de entrenamiento resultan muy similares entre los cuatro modelos alternativos analizados, oscilando entre el 80% y 81%, aproximadamente. Al respecto, el modelo MLPSCG alcanza el máximo de aciertos en la clasificación (81.3%) en la muestra de entrenamiento, mientras que es el modelo RBFORBF, con un porcentaje de 84.4%, el de mejor performance en la muestra de testeo. Por otro lado, todos los modelos resultan mejores predictores de los clientes morosos que de los no morosos, tanto bajo la muestra de entrenamiento como de la de validación.

Tabla 7.11. Clasificación [promedio mas0]

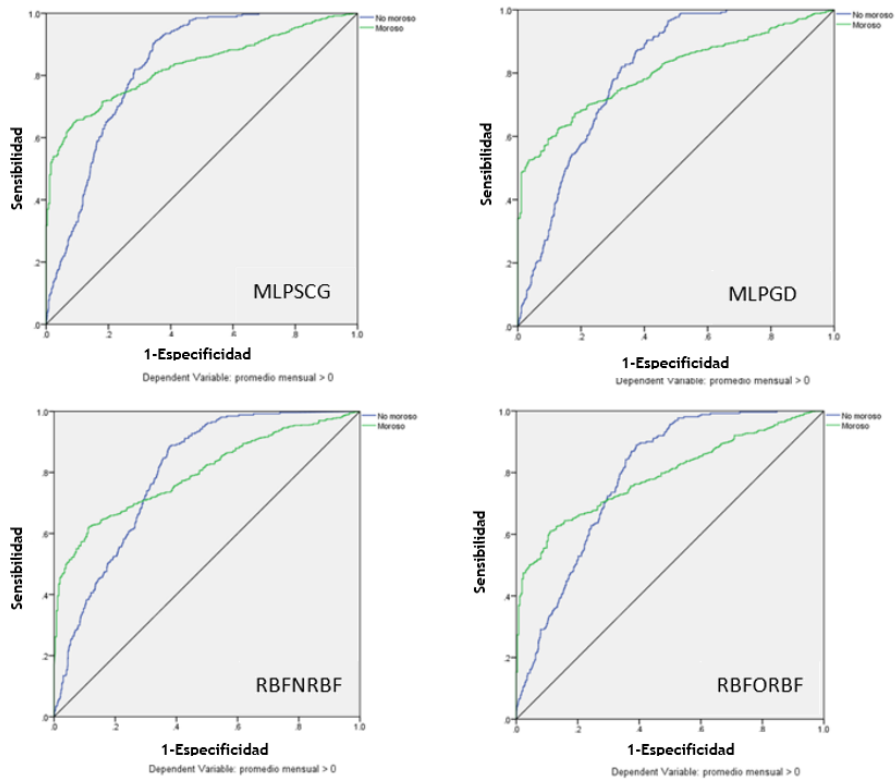
Muestra	Observado	Predicho MLPSCG			Predicho MLPGD			Predicho RBFNRBF			Predicho RBFORBF		
		0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.
Entrenamiento	0	29	157	15.6	6	177	3.3	11	176	5.9	14	184	7.1
	1	27	773	96.6	6	770	99.2	9	768	98.8	11	745	98.5
	% gral.	5.7	94.3	81.3	1.3	98.7	80.9	2.1	97.9	80.8	2.6	97.4	79.6
Validación	0	16	59	21.3	1	77	1.3	1	73	1.4	3	60	4.8
	1	14	282	95.3	1	319	99.7	5	314	98.4	3	337	99.1
	% gral.	8.1	91.9	80.3	0.5	99.5	80.4	1.5	98.5	80.2	1.5	98.5	84.4

Fuente: elaboración propia



La Figura 7.5 reporta la sensibilidad y especificidad de los modelos alternativos evaluados para el criterio de morosidad [*promediamas0*]. En general, estas gráficas muestran un AUC similar al registrado para [*cuotamas30*], pero menor a [*promediamas30*], lo que indica menores fortalezas de los modelos evaluados, tanto bajo la red MLP como RBF, para pronosticar el riesgo de crédito en [*promediamas0*] y [*cuotamas30*], lo que es indicativo de menores características distintivas de los clientes clasificados de acuerdo a estos dos criterios.

**Figura 7.5.** Sensibilidad y Especificidad [*promediamas0*]



Fuente: elaboración propia

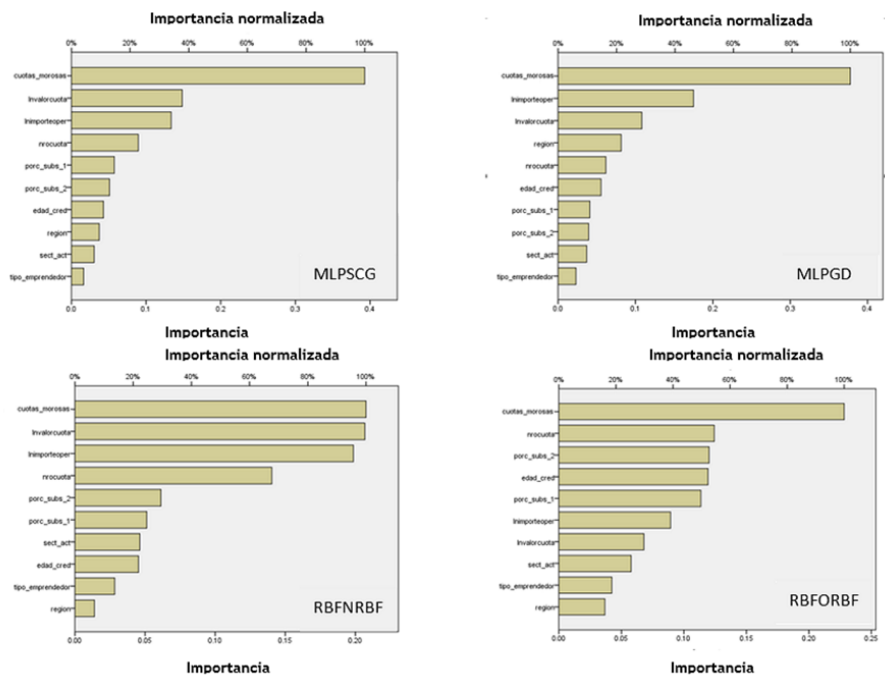
La Tabla 7.12 y la Figura 7.6 muestran la importancia normalizada de las variables explicativas en los cuatro modelos evaluados, mostrando que las representativas del comportamiento de pagos del emprendedor respecto al microcrédito anterior es la que registra la supremacía, con un registro del 100% en todos los casos. Seguidamente, a semejanza de lo analizado en los criterios de morosidad *[cuotamas30]* y *[promediotas30]*, se encuentran las variables indicativas de las características del microcrédito. Asimismo, en los cuatro casos, las variables que representan las características del emprendedor y su negocio se encuentran en los últimos lugares según importancia normalizada, en forma consistente con lo analizado en los subepígrafos anteriores.

**Tabla 7.12.** Importancia normalizada de variables explicativas *[promediotas0]*

Variable	Importancia Normalizada			
	MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
<i>[cuotas_morosas]</i>	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
<i>[Invalorcuota]</i>	37.8%	28.6%	99.6%	29.8%
<i>[lnimporteoper]</i>	34.0%	46.3%	95.6%	39.1%
<i>[nrocuota]</i>	22.8%	16.3%	67.6%	54.4%
<i>[porc_subs_1]</i>	14.6%	10.9%	24.7%	49.8%
<i>[porc_subs_2]</i>	13.0%	10.5%	29.5%	52.6%
<i>[edad_cred]</i>	11.0%	14.7%	21.8%	52.3%
<i>[región]</i>	9.5%	21.6%	6.7%	16.1%
<i>[sect_act]</i>	7.8%	9.8%	22.3%	25.3%
<i>[tipo_emprendedor]</i>	4.2%	6.1%	13.6%	18.6%

Fuente: elaboración propia

Figura 7.6. Importancia de las variables [promediamas0]



Fuente: elaboración propia

Variable dependiente: Pago de la mitad o menos de las cuotas del microcrédito [mitad o menos]

La Tabla 7.13 muestra el resumen de procesamiento de observaciones de las redes neuronales obtenidas para el criterio [mitad\_o\_menos], detallando las observaciones válidas y excluidas de la elaboración de la citada red, distinguiendo entre aquellas destinadas a la muestra de entrenamiento como a la de validación.



**Tabla 7.13.** Resumen de procesamiento de observaciones [*mitad\_o\_menos*]

Modelo		MLPSCG		MLPGD		RBFNRBF		RBFORBF	
		No.	%	No.	%	No.	%	No.	%
Muestra	Entrenamiento	943	69.5	922	67.9	942	69.4	987	72.7
	Validación	414	30.5	435	32.1	415	30.6	370	27.3
Observaciones válidas		1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0
Observaciones excluidas		28		28		28		28	
Total		1,385		1,385		1,385		1,385	

Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.14 detalla los principales indicadores de performance de las redes neuronales construidas para el criterio [*mitad\_o\_menos*], incluyendo el error, el porcentaje de predicciones incorrectas, la regla de detención utilizada y el tiempo de entrenamiento. Bajo este criterio, nuevamente se destaca la mayor eficiencia de los modelos de la red MLP tanto en referencia al menor porcentaje de predicciones incorrectas como al menor tiempo de entrenamiento de la red. En particular, el menor porcentaje de predicciones incorrectas en la muestra de entrenamiento le correspondió al modelo MLPGD (1.1%), mientras que en la muestra de testeo el mínimo porcentaje de errores en la clasificación le correspondió al modelo MLPSCG (0.7%). Al pie de la Tabla 7.14 se explicita la arquitectura de los modelos correspondientes a las redes MLP y RBF, que registran de entre 7 a 8 neuronas en su capa de salida.

**Tabla 7.14.** Resumen del modelo *[mitad\_o\_menos]*

		MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
Entrenamiento	Error de entropía cruzada (MLP) /Suma de errores cuadráticos (RBF)	57,037	43,878	38,939	114,052
	% predicciones incorrectas	1.3%	1.1%	4.7%	14.7%
	Regla de detención utilizada	1 paso consecutivo sin disminución en el error		El error más pequeño en los datos de prueba	
	Tiempo de entrenamiento	0:00:00.27	0:00:00.27	0:00:02.99	0:00:02.59
Validación	Error de entropía cruzada (MLP) /Suma de errores cuadráticos (RBF)	19,597	22,504	14,250	46,551
	% predicciones incorrectas	0.7%	1.6%	3.6%	17.3%

Nota: MLPSCG: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 7 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; MLPGD: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 7 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFNRBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 7 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFORBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 8 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas. Fuente: elaboración propia

Los resultados de clasificación de la red MLP para el criterio *[mitad\_o\_menos]* se muestran en la Tabla 7.15, indicando que los porcentajes máximos de observaciones totales clasificadas correctamente son registrados por los modelos MLPGD (98.9%) y MLPSCG (99.3%) para la muestra de entrenamiento y validación, respectivamente. Asimismo, los altos porcentajes de clasificación correcta —superiores al 97%— corresponden tanto a los clientes morosos como no morosos en los modelos MLPSCG y MLPGD, mientras que los modelos RBFNRBF y RBFORBF son menos eficientes en la clasificación de los clientes morosos, lo que se registra especialmente en el modelo RBFORBF, tanto en la muestra de entrenamiento como de validación.

Tabla 7.15. Clasificación [mitad\_o\_menos]

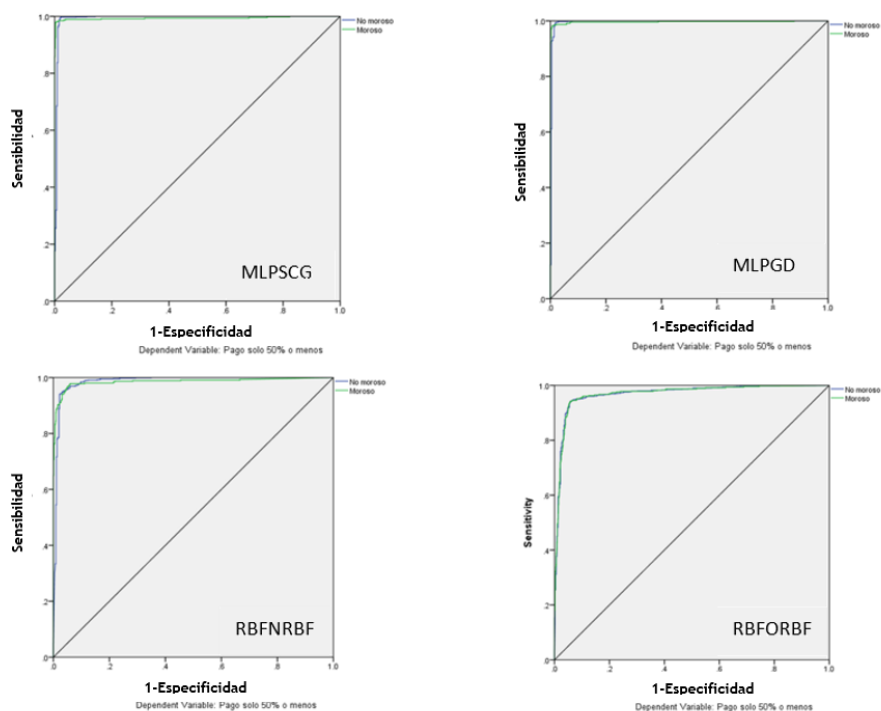
Muestra	Observado	Predicho MLPSCG			Predicho MLPGD			Predicho RBFNRBF			Predicho RBFORBF		
		0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.
Entrenamiento	0	602	5	99.2	600	1	99.8	615	13	97.9	652	9	98.6
	1	7	329	97.9	9	312	97.2	31	283	90.1	136	190	58.3
	% gral.	64.6	35.4	98.7	66.1	33.9	98.9	68.6	31.4	95.3	79.8	20.2	85.3
Validación	0	291	1	99.7	295	3	99.0	270	1	99.6	233	5	97.9
	1	2	120	98.4	4	133	97.1	14	130	90.3	59	73	55.3
	% gral.	70.8	29.2	99.3	68.7	31.3	98.4	68.4	31.6	96.4	78.9	21.1	82.7

Fuente: elaboración propia



La Figura 7.7 reporta la sensibilidad y especificidad del modelo para el criterio de morosidad [*mitad\_o\_menos*] para los cuatro modelos alternativos evaluados, mostrando un ajuste casi perfecto en relación al área bajo la curva, lo que resulta consistente con lo observado en la Tabla 7.15.

**Figura 7.7.** Sensibilidad y Especificidad [*mitad\_o\_menos*]



Fuente: elaboración propia

La importancia de las variables en los modelos analizados se muestra en la Tabla 7.16 y la Figura 7.8. Al igual que lo comentado respecto a los criterios de morosidad evaluados anteriormente, se destacan especialmente las variables representativas del comportamiento de pagos del emprendedor, seguidas por las

características del microcrédito y cerrando con las variables referentes al emprendedor y su negocio.

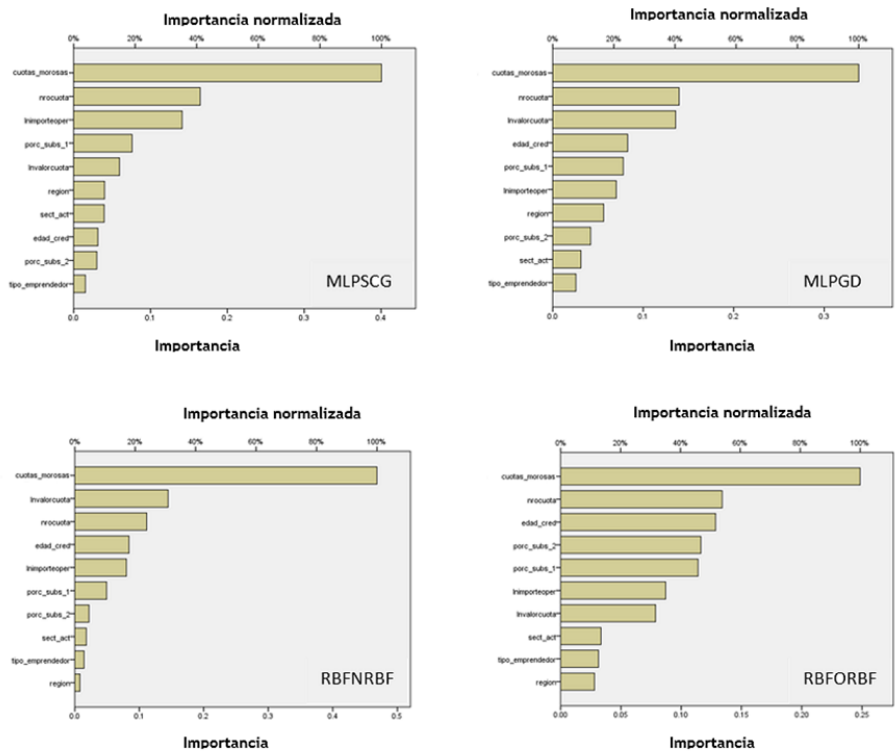
**Tabla 7.16.** Importancia normalizada de variables explicativas  
[mitad\_o\_menos]

Variable	Importancia Normalizada			
	MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
[cuotas_morosas]	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
[nrocuota]	41.1%	41.3%	23.8%	54.0%
[lnimporteoper]	35.3%	20.8%	17.1%	35.1%
[porc_subs_1]	19.0%	23.1%	10.5%	45.8%
[lnvalorcuota]	14.9%	40.2%	30.9%	31.7%
[región]	10.1%	16.7%	1.7%	11.3%
[sect_act]	10.0%	9.3%	3.8%	13.5%
[edad_cred]	7.9%	24.5%	18.0%	51.7%
[porc_subs_2]	7.5%	12.4%	4.7%	46.8%
[tipo_emprendedor]	3.8%	7.6%	3.1%	12.6%

Fuente: elaboración propia

La Figura 7.8 muestra asimismo la concentración de la importancia en un reducido número de variables independientes para los modelos MLPSCG, MLPGD y RBFNRBF, mientras que el modelo RBFORBF registra una mayor importancia normalizada del resto de variables explicativas consideradas.

Figura 7.8. Importancia de las variables [mitad\_o\_menos]



Fuente: elaboración propia

Variable dependiente: Pago de la primera cuota del microcrédito o ninguna [primeracuotaonada]

La Tabla 7.17 muestra el resumen de procesamiento de observaciones de las redes neuronales obtenidas para el criterio [primeracuotaonada], detallando las observaciones válidas y excluidas de la elaboración de la citada red, distinguiendo entre aquellas destinadas a la muestra de entrenamiento como a la de validación.

**Tabla 7.17.** Resumen de procesamiento de observaciones  
[primeracuotaonada]

Modelo		MLPSCG		MLPGD		RBFNRBF		RBFORBF	
		No.	%	No.	%	No.	%	No.	%
Muestra	Entrenamiento	951	70.1	925	68.2	929	68.5	950	70
	Validación	406	29.9	432	31.8	428	31.5	407	30
Observaciones válidas		1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0	1,357	100.0
Observaciones excluidas		28		28		28		28	
Total		1,385		1,385		1,385		1,385	

Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.18 detalla los principales indicadores de performance de las redes neuronales construidas para el criterio [primeracuotaonada], incluyendo el error, el porcentaje de predicciones incorrectas, la regla de detención utilizada y el tiempo de entrenamiento. Nuevamente se constata la dominancia en la performance de la red MLP por sobre la red RBF, en relación a todos los indicadores relevados, destacándose el modelo MLPSCG con el menor porcentaje de predicciones incorrectas (1.9% y 1.7%, respectivamente, en las muestras de entrenamiento y validación) y el menor tiempo de entrenamiento de entre los cuatro modelos evaluados. Al pie de la Tabla 7.18 se explicita la arquitectura de los modelos construidos bajo la red MLP y RBF, que registran en sus respectivas capas ocultas, de entre 6 a 20 neuronas.

**Tabla 7.18.** Resumen del modelo [*primeracuotaonada*]

		MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
Entrenamiento	Error de entropía cruzada (MLP) /Suma de errores cuadráticos (RBF)	71,554	76,675	51,721	71,245
	% predicciones incorrectas	1.9%	2.3%	7.2%	9.7%
	Regla de detención utilizada	1 paso consecutivo sin disminución en el error		El error más pequeño en los datos de prueba	
	Tiempo de entrenamiento	0:00:01.02	0:00:01.08	0:00:05.09	0:00:01.52
Validación	Error de entropía cruzada (MLP) /Suma de errores cuadráticos (RBF)	25,409	27,636	29,475	37,442
	% predicciones incorrectas	1.7%	1.9%	9.6%	12.3%

Nota: MLPSCG: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 7 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; MLPGD: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 6 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFNRBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 20 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas; RBFORBF: 1 capa entrada - 19 neuronas; 1 capa oculta - 10 neuronas; 1 capa salida - 2 neuronas. Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.19 muestra los resultados de clasificación para el criterio [*primeracuotaonada*] para los modelos alternativos considerados. Se observa que los modelos correspondientes a la red MLP tienen un grado de ajuste casi perfecto, destacándose el modelo MLPSCG, que registra el mejor porcentaje de clasificación global tanto para la muestra de entrenamiento (98.1%) como para la de validación (98.3%), con un ajuste levemente superior para los clientes no morosos. En tanto, los modelos de la red RBF registran una menor eficiencia de clasificación correcta, evidenciándose mayores dificultades en la clasificación de los clientes morosos.



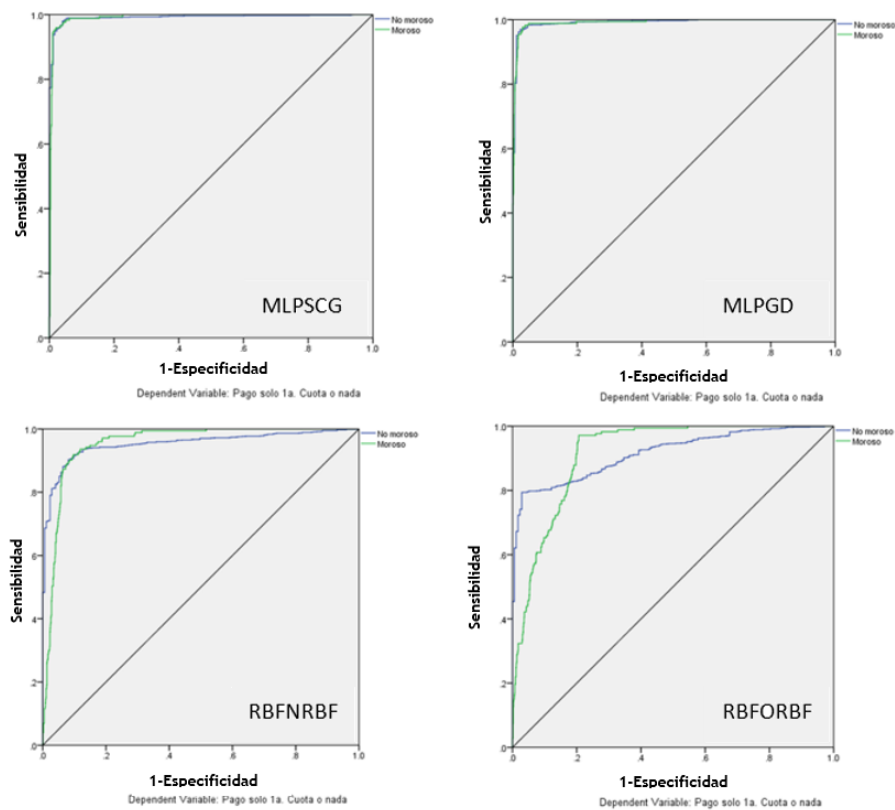
**Tabla 7.19.** Clasificación *[primeracuotaonada]*

Muestra	Observado	Predicho MLPSCG			Predicho MLPGD			Predicho RBFNRBF			Predicho RBFORBF		
		0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.	0	1	% corr.
Entrenamiento	0	817	8	99.0	791	14	98.3	784	28	96.6	820	14	98.3
	1	10	116	92.1	7	113	94.2	39	78	66.7	78	38	32.8
	% gral.	87.0	13.0	98.1	86.3	13.7	97.7	88.6	11.4	92.8	94.5	5.5	90.3
Validación	0	355	4	98.9	372	7	98.2	349	23	93.8	344	6	98.3
	1	3	44	93.6	1	52	98.1	18	38	67.9	44	13	22.8
	% gral.	88.2	11.8	98.3	86.3	13.7	98.1	85.7	14.3	90.4	95.3	4.7	87.7

Fuente: elaboración propia

La Figura 7.9 reporta la sensibilidad y especificidad de los modelos evaluados para el criterio de morosidad [primeracuotaonada]. La comparación con la Figura 7.7 evidencia que la precisión en la predicción del riesgo de crédito de los modelos de la red MLP, utilizando la muestra de entrenamiento y de validación en forma combinada, es levemente inferior al 100%, tal como indican las Tablas 15 y 19 para los dos últimos criterios de morosidad analizados. En este sentido, el nivel de precisión de los modelos construidos bajo la red RBF es notoriamente inferior.

**Figura 7.9.** Sensibilidad y Especificidad [primeracuotaonada]



Fuente: elaboración propia

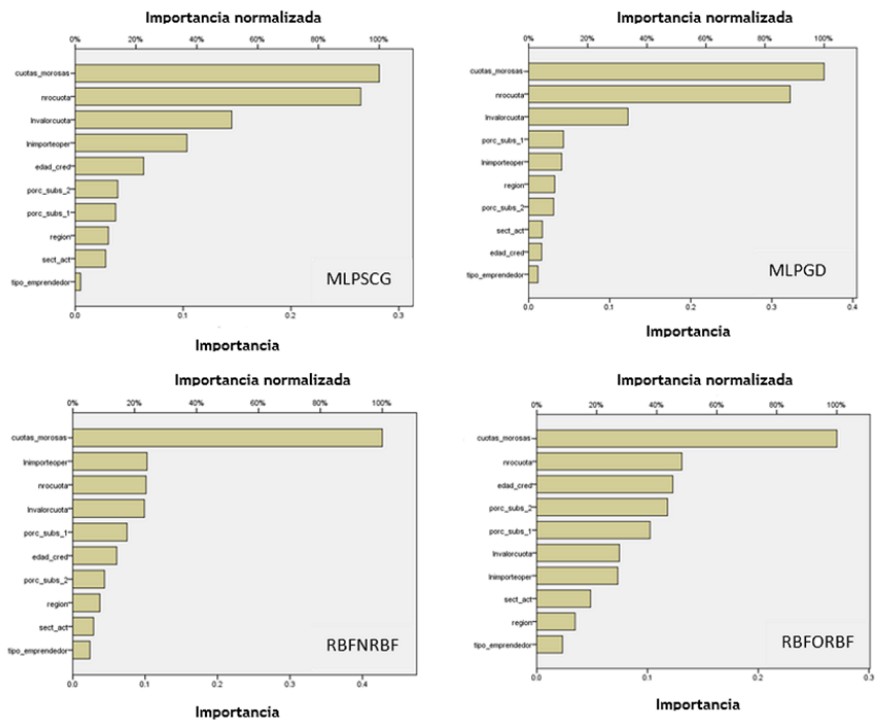
La Tabla 7.20 y la Figura 7.10 muestran la importancia de las variables de los modelos predictivos evaluados para el criterio de morosidad *[primeracuotaonada]*. Se destacan especialmente las variables representativas del comportamiento de pagos del emprendedor, en particular las cuotas morosas del microcrédito anterior, con un valor del 100% en los cuatro casos, seguidos por las características del microcrédito. A semejanza de lo ya indicado respecto a los criterios de morosidad evaluados anteriormente, las variables referentes al emprendedor y su negocio tienen el menor aporte explicativo para esta definición de morosidad.

**Tabla 7.20.** Importancia normalizada de variables explicativas *[primeracuotaonada]*

Variable	Importancia Normalizada			
	MLPSCG	MLPGD	RBFNRBF	RBFORBF
<i>[cuotas_morosas_ant]</i>	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
<i>[nrocuota]</i>	93.9%	88.5%	23.7%	48.4%
<i>[lnvalorcuota]</i>	51.5%	33.6%	23.2%	27.6%
<i>[lnimporteoper]</i>	36.8%	11.2%	24.0%	27.0%
<i>[edad_cred]</i>	22.6%	4.4%	14.2%	45.4%
<i>[porc_subs_2]</i>	14.0%	8.4%	10.3%	43.6%
<i>[porc_subs_1]</i>	13.3%	11.8%	17.5%	37.8%
<i>[región]</i>	11.0%	8.8%	8.7%	12.8%
<i>[sect_act]</i>	10.0%	4.6%	6.7%	18.0%
<i>[tipo_emprendedor]</i>	1.8%	3.1%	5.5%	8.6%

Fuente: elaboración propia

Figura 7.10. Importancia de las variables [primeracuotaonada]



Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.21 reporta los indicadores de performance de la muestra de entrenamiento de todos los modelos de redes neuronales contruidos bajo MLP, indicando el área bajo la curva ROC (AUC), el error de Tipo I (un cliente moroso es clasificado como un cliente con pagos al día), el error de Tipo II (un cliente con pagos al día es clasificado como un cliente moroso), el porcentaje global de predicciones incorrectas y el tiempo de entrenamiento de la red neuronal.

La citada Tabla permite observar que la definición [mitad\_o\_menos] es la que registra el mayor porcentaje de predicción de entre los cinco criterios disponibles, con el mayor porcentaje por debajo de la curva, junto a los menores errores de Tipo I y de Tipo II,

así como el porcentaje más bajo de predicciones incorrectas. Atendiendo al tiempo de entrenamiento de la red, se constata que también es la que requirió un menor tiempo de aprendizaje. En segundo lugar se encuentra el criterio [*primeracuotaonada*], con resultados levemente inferiores a los comentados, en particular con el mismo valor de AUC que [*mitad\_o\_menos*]. Asimismo, se muestra que bajo estos dos criterios de morosidad las ANN permiten clasificar más claramente a los titulares de los microcréditos, con características que los identifican de modo más distintivo. En otras palabras, esta herramienta permite clasificar más eficientemente los deudores morosos correspondientes a los criterios de morosidad más estructurales. Estos resultados están en línea con Mittal *et al.* (2011) así como con Blanco *et al.* (2013) y Cubiles *et al.* (2013), donde se evidencia que las ANNs permiten clasificar más eficientemente a los clientes morosos que a los no morosos. Los restantes tres criterios de morosidad presentan diferencias claves en cuanto a AUC, Errores de tipo I y II, porcentaje de predicciones incorrectas y fundamentalmente el tiempo de entrenamiento de la red. Esto último indica que se trata de redes que aprendieron más, con sucesivas iteraciones y ajustes de pesos hasta minimizar el error.

En el otro extremo, los incumplimientos más leves, como atrasarse al menos en una cuota por 30 o más días, o bien incurrir en un promedio positivo de atrasos son los dos criterios con menor medida de AUC y mayores métricas de error y predicciones incorrectas. Similarmente, es de esperar que estos criterios adolezcan de mayores dificultades para discriminar entre los clientes de microcréditos atendiendo al set de variables explicativas consideradas.

**Tabla 7.21.** Resumen de medidas de performance. Muestra de entrenamiento. MLP

Definición	AUC	Error Tipo I	Error Tipo II	% predic. incorrectas	Tiempo de entrenamiento
MLPSCG					
[mitad_o_menos]	99.40%	2.08%	0.82%	1.3%	0:00:00.27
[primeracuotaonada]	99.20%	7.94%	0.97%	1.9%	0:00:01.02
[promedias30]	89.20%	21.63%	15.41%	19.3%	0:00:01.12
[cuotamas30]	86.10%	5.40%	62.13%	19.6%	0:00:00.99
[promedias0]	82.90%	3.38%	84.41%	18.7%	0:00:00.89
MLPGD					
[mitad_o_menos]	99.60%	2.80%	0.17%	1.1%	0:00:00.27
[primeracuotaonada]	99.20%	5.83%	1.74%	2.3%	0:00:01.08
[promedias30]	89.50%	16.67%	18.38%	17.3%	0:00:00.89
[cuotamas30]	83.30%	9.05%	61.54%	21.4%	0:00:00.84
[promedias0]	80.40%	0.77%	96.72%	19.1%	0:00:00.83

Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.22 muestra las medidas de performance disponibles para la muestra de entrenamiento en la red RBF. En este sentido, se constata que las medidas de performance son menos eficientes que para la red MLP, tanto en lo referente a menores valores de AUC, como mayores guarismos de Error Tipo I y II, porcentaje de predicciones incorrectas y tiempo de entrenamiento. Se observa asimismo que el tiempo de entrenamiento de la red RBF por lo menos duplica al de la red MLP.

**Tabla 7.22.** Resumen de medidas de performance. Muestra de entrenamiento. RBF

Definición	AUC	Error Tipo I	Error Tipo II	% predic. incorrectas	Tiempo de entrenamiento
RBFNRBF					
[mitad_o_menos]	98.60%	9.87%	2.07%	4.7%	0:00:02.99
[primeracuotaonada]	95.30%	33.33%	3.45%	7.2%	0:00:05.09
[promedias30]	86.80%	25.99%	10.06%	20.1%	0:00:02.63
[cuotamas30]	81.60%	6.92%	70.64%	21.9%	0:00:02.81
[promedias0]	79.60%	1.16%	94.12%	19.2%	0:00:02.51
RBFORBF					
[mitad_o_menos]	96.90%	41.72%	1.36%	14.7%	0:00:02.59
[primeracuotaonada]	91.60%	67.24%	1.68%	9.7%	0:00:01.52
[promedias30]	83.30%	10.65%	53.87%	26.9%	0:00:02.79
[promedias0]	78.90%	1.46%	92.93%	20.4%	0:00:02.23
[cuotamas30]	76.40%	2.80%	92.58%	25.4%	0:00:02.28

Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.23 muestra asimismo las medidas de performance disponibles para la muestra de validación, bajo cada uno de los criterios de morosidad empleados en el trabajo. Si bien el criterio con mejores indicadores sigue siendo *[mitad\_o\_menos]*, se observan modificaciones en el ranking respecto a los restantes criterios de acuerdo con lo observado en la Tabla 7.21, resultando el criterio de morosidad representativo de la generación de atrasos por un promedio de 30 o más días aquel en el cual la red neuronal muestra una menor performance.

**Tabla 7.23.** Resumen de medidas de performance. Muestra de validación.  
MLP

Definición	Error Tipo I	Error Tipo II	% predic. incorrectas
MLPSCG			
<i>[mitad_o_menos]</i>	1.64%	0.34%	0.7%
<i>[promedias0]</i>	4.73%	78.67%	19.7%
<i>[primeracuotaonada]</i>	6.38%	1.11%	1.7%
<i>[cuotamas30]</i>	10.06%	62.00%	22.5%
<i>[promedias30]</i>	21.27%	12.34%	18.0%
MLPGD			
<i>[promedias0]</i>	0.31%	98.72%	19.6%
<i>[primeracuotaonada]</i>	1.89%	1.85%	1.9%
<i>[mitad_o_menos]</i>	2.92%	1.01%	1.6%
<i>[cuotamas30]</i>	7.57%	69.30%	24.4%
<i>[promedias30]</i>	20.54%	17.76%	19.5%

Fuente: elaboración propia

La Tabla 7.24 muestra los mismos indicadores en relación a la muestra de validación bajo la red RBF, mostrando diferencias en el ranking de los diferentes criterios de morosidad, así como una gran dispersión de los indicadores, junto a una falta de correlación entre los mismos.

**Tabla 7.24.** Resumen de medidas de performance. Muestra de validación.  
RBF

Definición	Error Tipo I	Error Tipo II	% predic. incorrectas
RBFNRBF			
[promediamas0]	1.57%	98.65%	19.8%
[cuotamas30]	9.24%	76.07%	27.4%
[mitad_o_menos]	9.72%	0.37%	3.6%
[promediamas30]	27.27%	14.38%	22.3%
[primeracuotaonada]	32.14%	6.18%	9.6%
RBFORBF			
[promediamas0]	0.88%	95.24%	15.6%
[cuotamas30]	2.33%	92.45%	23.6%
[promediamas30]	12.65%	70.47%	34.5%
[mitad_o_menos]	44.70%	2.10%	17.3%
[primeracuotaonada]	77.19%	1.71%	12.3%

Fuente: elaboración propia

Finalmente, cabe indicar que en las redes neuronales MLP y RBF las variables con mayor poder explicativo de entre todas las utilizadas resultaron ser en general las correspondientes a la cantidad de cuotas morosas del microcrédito anterior, mientras que las variables con menor influencia resultaron ser las relativas a características del emprendedor y su negocio, en particular el tipo de emprendedor y el sector de actividad.

#### 7.4. CONCLUSIONES

Las principales conclusiones generales del análisis empírico de redes neuronales realizado en el presente Capítulo se resumen a continuación:

- Se aplican las redes MLP y RBF para evaluar el riesgo de crédito bajo las cinco definiciones de morosidad analizadas en el trabajo. Se utilizan las variables representativas de las características del microcrédito, de los antecedentes de pago del emprendedor y del emprendedor y su negocio ya empleadas en las perspectivas predictivas de los modelos binarios de supervivencia.



- La red MLP presenta mejores indicadores de performance que la red RBF, especialmente la construida bajo el algoritmo SCG.
- La red MLP-SCG logra predecir el criterio *[mitad\_o\_menos]* con el mayor porcentaje de predicción, el mayor AUC, los menores errores de tipo I y de tipo II, el porcentaje más bajo de predicciones incorrectas y el menor tiempo de aprendizaje de la red. En segundo lugar, se ubica *[primeracuotaonada]* que, con el criterio anterior, constituyen las dos definiciones más estructurales de morosidad.
- El incumplimiento correspondiente a los criterios *[cuotamas30]*, *[promediamas30]* y *[promediamas0]* son predichos con el menor AUC, el mayor porcentaje de predicciones incorrectas y los mayores errores de tipo I y tipo II.
- El modelo logra predecir con mayor precisión a los deudores morosos que a los no morosos, lo que se encuentra en línea con Mittal (2011), Blanco *et al.* (2013) y Cubiles *et al.* (2013)

### 7.5. ANÁLISIS COMPARADO DE LAS METODOLOGÍAS DE CREDIT SCORING EMPLEADAS

Tras analizar la morosidad en una muestra de microcréditos utilizando distintas metodologías a lo largo de los Capítulos 5, 6 y 7, en este epígrafe se resumen los principales hallazgos de los modelos descriptivos y predictivos investigados, realizando una evaluación comparada en caso que la misma resulte posible.

Desde el punto de vista de la perspectiva predictiva, en los tres modelos empíricos (logit, análisis de supervivencia y redes neuronales) se han utilizado las mismas variables independientes a efectos de modelar la morosidad futura. Se trata de diez variables disponibles al momento de concesión del préstamo relacionadas a las características del microcrédito, las características referentes al

deudor y su negocio y los antecedentes de pago del emprendedor. La utilización de dicho conjunto de variables permite una contrastación homogénea en los modelos empíricos predictivos que se analiza en la Tabla 7.25.

La citada Tabla compara el valor de criterios de evaluación de herramientas de *credit scoring*, que se presentan en el epígrafe 2.3.4., de los modelos logit y de redes neuronales bajo una perspectiva predictiva<sup>55</sup>. Estos modelos predicen el valor de los cinco criterios de morosidad definidos oportunamente en el epígrafe 4.4.1.

Atendiendo al grado de *precisión*, es decir, al porcentaje de predicciones correctas, los modelos de redes neuronales aventajan a los modelos logit en los cinco casos de morosidad analizados. En particular, el grado de precisión de los modelos logit se ubica en un promedio del 60% -dependiendo del criterio de morosidad utilizado- mientras que en el caso de redes neuronales se ubican en un rango de entre un 73.1% al 98.9%. Otra particularidad es que mientras los modelos logit logran una mayor precisión para los criterios de morosidad no estructural ([*cuotamas30*], [*promediasmas30*] y [*promediasmas0*]), en el caso de las redes neuronales la precisión en la predicción de morosidad estructural ([*mitad\_o\_menos*], [*primeracuotaonada*]) es notoriamente superior que en el resto de los casos analizados.

Si se considera la *especificidad* del modelo, esto es, la capacidad predictiva de los microcréditos morosos, el análisis comparado de modelos paramétricos y no paramétricos depende del criterio de morosidad utilizado y de la arquitectura de red neuronal. Al respecto, si bien para los criterios de morosidad estructural la especificidad resulta superior en los modelos de redes neuronales, la evaluación del resto de criterios exhibe una mayor heterogeneidad, destacando los casos de [*cuotamas30*] y

---

<sup>55</sup> Los modelos de análisis de supervivencia no son estrictamente comparables debido a que utilizan una definición de morosidad diferente al resto de modelos empíricos analizados bajo la perspectiva predictiva.

[*promediamas0*] donde la especificidad es menor en los modelos no paramétricos. Finalmente, en el caso de [*promediamas30*], para tres arquitecturas de redes neuronales la especificidad es mayor que los modelos logit mientras que en la cuarta arquitectura (RBFORBF) la especificidad es inferior que en los modelos tradicionales.

Similarmente al criterio de especificidad analizado, la **sensibilidad** de los modelos, o capacidad de identificar adecuadamente los créditos no morosos, muestra también heterogeneidad entre los modelos predictivos analizados. En particular, los modelos de redes neuronales –a excepción de RBFORBF– revisten una sensibilidad superior en los cinco criterios de morosidad que los modelos paramétricos. Al respecto, para los criterios [*cuotamas30*] y [*promediamas30*], mientras la sensibilidad de los modelos logit se encuentra entre 57% y 57.9%, para las arquitecturas de redes neuronales MLPSCG, MLPGD y RBFNRBF superan en todos los casos el 90%. En los criterios de morosidad estructural la sensibilidad es notoriamente mayor en las arquitecturas MLPSCG y MLPGD, mientras que en RBFNRBF y RBFORBF la sensibilidad para estos criterios oscila entre 32.8% y 90.1%. Como corolario, se observa que los valores de sensibilidad y especificidad de los modelos logit se encuentran más alineados con la precisión de los mismos, mientras que en los modelos de redes neuronales la dispersión es mayor; en algún caso con mayor capacidad de predecir créditos morosos y en otro, de créditos no morosos.

La Tabla 7.25 permite además comparar la **curva COR** (área debajo de la curva). Así, para la definición de morosidad utilizada por el proveedor de créditos, [*cuotamas30dd*], es muy significativa la superioridad de los modelos de redes neuronales, y específicamente los perceptrón multicapa con el algoritmo de optimización *Scaled Conjugated Gradient* (MLPSCG).

El segundo mejor valor de curva COR para este criterio de morosidad también proviene de las redes neuronales construidas

bajo la red MLP, utilizando el algoritmo de optimización *Gradient Descent* (MLPGD). En particular, es muy relevante la diferencia en este guarismo con respecto al correspondiente a las herramientas paramétricas logit.

Asimismo, la dominancia de las redes neuronales como herramienta de *credit scoring* queda evidenciada en la Tabla 7.25 con respecto a las otras cuatro definiciones de morosidad, tanto para los modelos construidos bajo la red MLP como los correspondientes a la RBF. En particular, la curva COR reviste los valores más altos –cercanos al 100%– para predecir la morosidad estructural. Al respecto, la definición de morosidad con el mayor registro de curva COR bajo MLP le correspondió a la que registra el impago de la mitad de las cuotas del microcrédito o menos (99.6%, MLPGD), seguido por el criterio que considera el pago de una sola cuota del microcrédito o bien ninguna, con 99.2% (MLPSCG y MLPGD). En la misma línea, bajo la red RBF, domina el criterio *[mitad\_o\_menos]*, con 98,6% (RBFNRBF), seguido por *[primeracuotaonada]*, con 95,3% (RBFNRBF).

Seguidamente, en lo referente al **Error de tipo I**, los modelos de redes neuronales –a excepción de la arquitectura RBFORBF– registran valores menores a los de los modelos logit para todos los criterios de morosidad analizados. El menor valor del indicador correspondió a la definición *[promedimomas0]* (modelo MLPGD), con 0.80%, siendo seguido por el modelo MLPSCG para *[mitad\_o\_menos]* (2.08%)

Finalmente, el **Error de tipo II** –si bien en valores altos– reviste mayor estabilidad bajo los modelos logit que para los modelos no paramétricos, donde coexisten, de acuerdo al criterio de morosidad, valores cercanos al 0% con otros apenas menores al 100%. El menor valor del indicador correspondió a la definición *[mitad\_o\_menos]* (modelo MLPGD), con 0.17%, siendo seguido por el modelo MLPSCG para *[primeracuotaonada]* (0.97%)

En particular, para el criterio *[mitad\_o\_menos]* las redes neuronales bajo una arquitectura de perceptrón registran los

menores errores conjuntos de tipo I y tipo II, siendo seguido por el criterio *[primeracuotaonada]*. Por el contrario, los criterios relacionados a una morosidad leve *[cuotamas30]*, *[promedias30]* y *[promedias0]* exhiben, en términos medios, los valores más altos de ambos tipos de errores.

En conclusión, considerando modelos paramétricos y no paramétricos, el criterio *[mitad\_o\_menos]* registra los mayores valores de curva COR, precisión, especificidad y sensibilidad y los menores valores de errores de tipo I y tipo II, siendo seguido por el criterio *[primeracuotaonada]*, ambos correspondientes a una morosidad de tipo estructural. Los indicadores de evaluación más eficientes corresponden en ambos casos a los modelos de redes neuronales, contruidos bajo una arquitectura de perceptrón multicapa. Éstos son seguidos por los modelos RBFNRBF y RBFORBF, si bien con altos errores de tipo I especialmente en el caso de la red RBFORBF. Para ambos criterios de morosidad estructural, los peores indicadores de evaluación correspondieron a los modelos logit (menores registros de curva COR, precisión, especificidad y sensibilidad junto a los mayores valores de errores de tipo I y tipo II).

Considerando las definiciones de morosidad leve, se observa una distribución más desigual de los criterios de eficiencia. En particular, bajo *[cuotamas30]*, dos de los criterios más eficientes corresponden a los modelos logit, mientras que otros dos pertenecen a los modelos MLP y los dos restantes a los modelos RBF. En referencia a *[promedias30]*, los criterios de mayor eficiencia corresponden a los modelos RBFNRBF y RBFORBF, seguidos por los modelos bajo arquitectura MLP. Finalmente, la predicción de *[promedias0]* es realizada en forma más eficiente por los modelos MLPSCG y MLPGD, seguidos por los modelos logit y a continuación por los modelos de arquitectura RBF.

En síntesis, los modelos de redes neuronales predicen la morosidad en el PFEP en forma más eficiente que los modelos logit bajo todas las definiciones de morosidad consideradas,

destacando especialmente su mayor poder predictivo para las definiciones de morosidad estructural.

A pesar de utilizar el mismo set de variables explicativas, la comparación con el modelo perspectivo de supervivencia no resulta homogénea debido a que la variable dependiente utilizada corresponde al porcentaje de recuperación de los préstamos. No obstante, a efectos ilustrativos en el Capítulo 6 se consigna que los modelos de Cox predictivos alcanzan un valor de la curva COR equivalente al 60% para porcentajes de recuperación del microcrédito muy bajos, llegando a un máximo del 65% para los porcentajes más altos de recuperación. Al respecto, estos valores del indicador resultan notoriamente inferiores a los valores de la curva COR obtenidos mediante los modelos de redes neuronales.

Similarmente, la contrastación entre los modelos logit y de supervivencia realizados bajo la perspectiva explicativa tampoco resulta homogénea por la misma razón expresada.

En definitiva, se comprueba la superioridad de las técnicas no paramétricas de redes neuronales con respecto a las técnicas de regresión logística a los efectos de la predicción de la morosidad en la muestra considerada, resultados que están en línea con los obtenidos en Blanco *et al.* (2013), Cubiles *et al.* (2013), Lee y Chen (2005) y Bensic *et al.* (2005), entre otros. En nuestro caso, se comprueba, además, la mayor eficiencia y menores costos de las técnicas de redes neuronales con relación a las correspondientes a la determinación del riesgo de impago mediante análisis de supervivencia.

Tabla 7.25. Criterios de evaluación. Análisis comparado de modelos predictivos

CRITERIOS	[cuotamas30]	[promediamas30]	[promediamas0]	[mitad_o_menos]	[primeracuotaonada]
LOGIT PREDICTIVO					
Precisión	61.20%	60.10%	60.80%	57.30%	57.50%
Especificidad	62.60%	63.20%	61.50%	65.10%	65.90%
Sensibilidad	57.00%	55.00%	57.90%	53.40%	56.30%
Curva COR	63.90%	63.00%	62.30%	63.00%	66.40%
Error Tipo I	43.00%	45.00%	42.10%	46.60%	43.70%
Error Tipo II	37.40%	36.80%	38.50%	34.90%	34.10%
RRNN-Arquitectura MLPSCG					
Precisión	80.40%	80.70%	81.30%	98.70%	98.10%
Especificidad	37.90%	84.60%	15.60%	99.20%	99.00%
Sensibilidad	94.60%	78.40%	96.60%	97.90%	92.10%
Curva COR	86.10%	89.20%	82.90%	99.40%	99.20%
Error Tipo I	5.40%	21.60%	3.40%	2.10%	7.90%
Error Tipo II	62.10%	15.40%	84.40%	0.80%	1.00%
RRNN-Arquitectura MLPGD					
Precisión	78.60%	82.70%	80.90%	98.90%	97.70%
Especificidad	38.50%	81.60%	3.30%	99.80%	98.30%
Sensibilidad	90.90%	83.30%	99.20%	97.20%	94.20%
Curva COR	83.30%	89.50%	80.40%	99.60%	99.20%
Error Tipo I	9.10%	16.70%	0.80%	2.80%	5.80%
Error Tipo II	61.50%	18.40%	96.70%	0.20%	1.70%

CRITERIOS	[cuotamas30]	[promediamas30]	[promediamas0]	[mitad_o_menos]	[primeracuotaonada]
<b>RRNN-Arquitectura RBFNRF</b>					
Precisión	78.10%	79.90%	80.80%	95.30%	92.80%
Especificidad	29.40%	89.90%	5.90%	97.90%	96.60%
Sensibilidad	93.10%	74.00%	98.80%	90.10%	66.70%
Curva COR	81.60%	86.80%	79.60%	98.60%	95.30%
Error Tipo I	6.90%	26.00%	1.20%	9.90%	33.30%
Error Tipo II	70.60%	10.10%	94.10%	2.10%	3.40%
<b>RRNN-Arquitectura RBFORBF</b>					
Precisión	74.60%	73.10%	79.60%	85.30%	90.30%
Especificidad	7.40%	46.10%	7.10%	98.60%	98.30%
Sensibilidad	97.20%	89.40%	98.50%	58.30%	32.80%
Curva COR	76.40%	83.30%	78.90%	96.90%	91.60%
Error Tipo I	2.80%	10.60%	1.50%	41.70%	67.20%
Error Tipo II	92.60%	53.90%	92.90%	1.40%	1.70%

Notas: en los modelos de redes neuronales se muestran los indicadores correspondientes a la muestra de entrenamiento.

Fuente: elaboración propia



---

## **CAPÍTULO 8:**

## **CONCLUSIONES**

---

8.1.INTRODUCCIÓN

8.2.CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

8.3.PRINCIPALES APORTACIONES

8.4.LIMITACIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN





## CAPÍTULO 8. CONCLUSIONES

### 8.1. INTRODUCCIÓN

Desde la segunda mitad del siglo XX, y fundamentalmente a partir de la obra de Muhamad Yunus y el Banco Grameen, la concesión de microcréditos se ha extendido globalmente, erigiéndose como uno de los principales instrumentos de inclusión financiera y ayudando a cumplir con los objetivos de erradicación de la pobreza de los emprendimientos productivos de mayor vulnerabilidad económica.

En Uruguay, a partir de la promulgación de la ley de inclusión financiera en 2014, se otorgó a las MyPEs el acceso a servicios de crédito bancarios, obligando a las IMFs –proveedores tradicionales de microcréditos a los micro y pequeños emprendimientos excluidos del acceso a otras fuentes de financiamiento formales- a competir con los bancos.

En este contexto, en el que las IMFs han de mejorar su sostenibilidad y eficiencia en un mercado del crédito cada vez más competitivo, la literatura académica sobre aplicación de herramientas de *credit scoring* a IMFs, inaugurada con Viganò (1993), ya había encontrado resultados que confirmaban la utilidad de estas técnicas para complementar la opinión del oficial de crédito y promover la sostenibilidad financiera de las IMFs, en un marco de reducción del tiempo y costos administrativos derivados de la concesión de microcréditos a emprendimientos.

El objetivo principal de este documento ha sido precisamente evaluar y predecir el riesgo de crédito en una base de microcréditos del PFEP, concedidos entre 2012 y 2016 y amortizados hasta febrero/2017, a partir de la aplicación de herramientas paramétricas y no paramétricas de *credit scoring* en forma complementaria,

realizando un análisis comparativo de la eficiencia de las citadas técnicas. La disponibilidad de una base de microcréditos proveniente del sector público, con una estricta mentalidad social y sin fines de lucro, permitió investigar empíricamente la aplicación de estas herramientas a un tipo de IMFs ausente en la literatura y que se encuadra dentro del primer paradigma de las microfinanzas según Robinson (2001). Al mismo tiempo, se trata de una base de datos novel, que no había sido incluida en estudios anteriores de evaluación y predicción de riesgo de crédito en Uruguay.

En este capítulo se presentan las conclusiones y recomendaciones derivadas de la presente investigación, clasificándolas de acuerdo al objetivo al que corresponden en cada caso y que se detallaron en la Introducción de este trabajo. A continuación, se analizan las principales aportaciones del presente estudio y, finalmente, el capítulo concluye con las limitaciones identificadas en el desarrollo del trabajo y la propuesta de líneas de investigación futura.

## 8.2. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Las conclusiones del presente trabajo se ordenarán de acuerdo a los objetivos intermedios señalados en la Introducción de este documento.

**1o. Objetivo intermedio:** *Exponer el alcance conceptual de la inclusión financiera, caracterizando a los microcréditos y por extensión, a las microfinanzas como instrumentos para promover la inclusión financiera de los sectores de mayor vulnerabilidad económica.*

En el Capítulo 1 se analizan varias definiciones alternativas de inclusión financiera. En particular, según Banco Mundial (2014), la inclusión financiera se concibe como el porcentaje de individuos y empresas que hacen uso de servicios financieros. A efectos de considerar que la inclusión financiera es un fenómeno

multidimensional, AFI (2010) establece que deben considerarse las perspectivas de acceso, uso, calidad y bienestar de los servicios financieros. En ese sentido, Heimann *et al.* (2009) la conciben como el acceso universal y continuo a servicios financieros diversificados, adecuados y formales, para contribuir al desarrollo y bienestar de la población. Una definición alternativa del CGAP considera que aquella situación en la que la población adulta tiene acceso efectivo a servicios financieros formales de crédito, ahorro, pagos y seguros constituye inclusión financiera (Ardic *et al.*, 2011).

Los microcréditos, y por extensión las microfinanzas, cumplen un rol fundamental para promover la inclusión financiera a nivel global (Banco Mundial, 2017), ayudando en la reducción de los niveles de pobreza de los emprendimientos productivos con mayores niveles de vulnerabilidad socioeconómica. En particular, su relevancia fue reconocida por las Naciones Unidas, que declaró a 2005 como el Año Internacional del Microcrédito, y en 2006 con el otorgamiento del Premio Nobel de la Paz a Muhammad Yunus y el Banco Grameen por sus esfuerzos pioneros en desarrollar las microfinanzas a nivel global.

En atención a las definiciones consignadas, la ausencia de inclusión financiera se corresponde con una situación de exclusión financiera, donde es especialmente relevante analizar las condiciones de exclusión financiera involuntaria; es decir, de todos aquellos individuos o empresas que demandan servicios financieros, pero experimentan barreras en el acceso a los mismos, ya sea de tipo normativo, geográfico o de requisitos exigidos por las instituciones financieras, entre otros.

En particular, la situación de aquellos individuos o empresas que se encuentran excluidos financieramente en forma involuntaria constituye el objetivo de los programas de inclusión financiera implementados por los gobiernos a nivel global. Al respecto, en 2017 el Banco Mundial cuantificaba en 1,700 millones de personas en edad de trabajar aquella parte de la población que no tenía acceso a los servicios financieros provistos por instituciones financieras reguladas (Demirgüç-Kunt *et al.*, 2018). En este sentido, en 2015 el mencionado

organismo lanzó la iniciativa global de acceso universal a los servicios financieros para el año 2020 (UFA2020).

**2º. Objetivo intermedio:** *Analizar las principales tipologías de las IMFs, desde el viejo paradigma de los programas de microcréditos subsidiados y con exclusiva mentalidad social hasta el nuevo paradigma de las IMFs con ánimo de lucro y sostenibles financieramente.*

En el trabajo se describe la evolución temporal de las IMFs, desde los antecedentes precursores en la segunda mitad del siglo XX, compatibles con programas de microcréditos subsidiados y provistos desde el sector público, con una estricta mentalidad social, hasta nuestros días, con IMFs con fines de lucro y financieramente sustentables (Robinson, 2001). En particular, considerando a Robinson (2001), Beledo *et al.* (2007), Bermúdez y Piñalva (2008) y Bos y Millone (2015), pueden distinguirse tres tipologías de IMFs:

- i) IMFs con fines de lucro y sostenibles financieramente;
- ii) IMFs subsidiadas, con mentalidad social y sin fines de lucro;
- iii) IMFs con fines de lucro y mentalidad social.

En este sentido, aunado las diferentes tipologías indicadas, en nuestros días pueden distinguirse distintos proveedores de microcréditos y servicios microfinancieros en general, donde no solamente se encuentran las IMFs, sino también bancos comerciales, bancos de desarrollo, bancos comunitarios y hasta proveedores informales de servicios financieros, entre otras instituciones.

La base de microcréditos analizada en la presente investigación pertenece al viejo paradigma de los programas de microcréditos, donde se persigue un estricto objetivo social –erradicar la pobreza de los emprendimientos productivos en situación de vulnerabilidad– y la provisión de microcréditos es realizada desde el sector público, contando asimismo como rasgo distintivo que no se cobran intereses compensatorios a los deudores por los préstamos otorgados.

**3°. Objetivo intermedio:** *Analizar la situación de la inclusión financiera y el mercado de microfinanzas en Latinoamérica y en particular en Uruguay.*

Según Microfinance Barometer (2018), América Latina ocupa el primer lugar a nivel mundial en lo que se refiere al valor de los portafolios de microcréditos administrados, y el segundo lugar en términos de número de clientes de microcréditos a 2017. Por su parte, Sundaresan (2008) indica que el importe medio de los microcréditos en América Latina es varias veces superior al de otras regiones y Global Microscope (2013) ubica a la región en el primer puesto a nivel global en la evaluación de su industria microfinanciera, considerando marco normativo, prácticas regulatorias, apoyo institucional y estabilidad de la industria.

En cuanto a las perspectivas en América Latina, se prevé la consolidación de las instituciones financieras en la provisión de servicios microfinancieros, en un mercado en mayor competencia entre IMFs e instituciones bancarias (Hailey *et al.*, 2016). Asimismo, según Banco Mundial (2017), es de esperar la incorporación de plataformas de *crowdfunding* y el acceso al mercado de capitales de las instituciones microfinancieras.

Como se ha indicado, la normativa sobre inclusión financiera emitida en 2014 en Uruguay constituye una de las principales motivaciones de este trabajo. Según MEF (2016), la situación previa a la emisión de la ley caracterizaba a Uruguay como un país con bajo nivel de inclusión financiera, debido a la reducida cobertura e intensidad en el uso de servicios financieros por parte de la población. Entre otros aspectos, la nueva normativa incluyó medidas para promover la inclusión financiera de las MyPEs, otorgándoles acceso a servicios bancarios de crédito y pago. La relevancia de estas medidas radica en que las MyPEs se encontraban anteriormente en una situación de exclusión financiera involuntaria debido, entre otras razones, al costo de las cuentas bancarias y a la falta de la documentación requerida por las instituciones financieras (Global Findex, 2018). El acceso a nuevas fuentes de financiamiento bancario

por parte de las MyPEs redimensiona el mercado de crédito disponible para estas empresas, en el que las IMFs constituían uno de sus tradicionales proveedores de crédito.

En Uruguay, además, la oferta de microfinanzas se encuentra muy segmentada, incluyendo los siguientes tipos de organización: organizaciones especializadas en microfinanzas, bancos comerciales, cooperativas de ahorro y crédito, empresas administradoras de crédito y programas de microcrédito ofrecidos desde el sector público (MIDES, MGAP, MIEM y MTSS). En general, estos últimos programas de microcréditos atienden a los emprendimientos productivos de mayor vulnerabilidad socio-económica.

En cuanto a las características de la cartera de las IMFs, OIF (2014) señala que los microcréditos productivos representan el 97% del total. A su vez, dentro de este tipo de microcréditos, un 51% se destina a inversiones y un 38% a capital de trabajo. La cartera administrada a diciembre de 2014 se ubicaba en U\$S 57 millones (OIF, 2014).

**4º. Objetivo intermedio:** *Caracterizar a las MyPEs uruguayas que reciben microcréditos por las IMFs*

Las MyPEs en Uruguay se clasifican de acuerdo a un doble criterio de número de empleados e importe de la facturación anual. En particular, la microempresa es aquella que tiene un máximo de 4 empleados y una facturación anual de U\$S 260.118<sup>56</sup>, mientras que la pequeña empresa puede contratar hasta 19 empleados, no pudiendo facturar anualmente un importe mayor a U\$S 1,300,590.

En 2016 se registraba un total de 169,700 MyPEs, que representaban un 96.64% del total de empresas formales uruguayas, ocupando a 423,204 trabajadores a dicha fecha, con un porcentaje del 46.30% de la mano de obra total (INE, 2017).

---

<sup>56</sup> Datos a enero/2018.



Considerando la información de MIPyMEs comerciales, industriales y de servicios, DINAPYME (2018) consigna que los propietarios son en su mayoría hombres (65% del total), registrando una edad promedio de 47 años en 2017. La actividad de servicios es la mayoritaria (51%), mientras que el sector Comercio representa el 39% y la Industria el restante 10%. DINAPYME (2018) informa asimismo que la antigüedad promedio de las microempresas es de 9 años, de 15 años para las pequeñas y de 22 años para las medianas.

En cuanto al acceso al crédito, DINAPYME (2018) reporta que el 39% de las MIPyMEs registró dificultades en el período 2014-2016, mientras que solamente un 8% del total obtuvo acceso pleno al crédito.

**5°. Objetivo intermedio:** *Presentar las ventajas, desventajas así como las limitaciones que tienen los modelos de credit scoring para una IMF.*

Entre las principales ventajas de los modelos de *credit scoring* aplicados a la actividad de una IMF, se distingue la reducción del tiempo dedicado a la cobranza de créditos morosos, así como de los respectivos costos de evaluación (Blanco *et al.*, 2013). El aumento en la precisión de la clasificación de créditos morosos permite a su vez mejorar la eficiencia de las IMFs, así como su rentabilidad y sostenibilidad financiera (West, 2000). También se señala la disminución de los errores humanos en la clasificación de potenciales deudores y las respectivas pérdidas asociadas (Kinda y Achonu, 2017) mejorando sus condiciones de competencia. Asimismo, el *credit scoring* puede incrementar la productividad de los oficiales de crédito (Römer y Mußhoff, 2017; Bumacov *et al.*, 2014), complementando su actividad (Lara *et al.*, 2011).

En cuanto a las desventajas para aplicar *credit scoring* la IMF ha de disponer de información sistemática y en base electrónica sobre antecedentes de comportamiento de pago, características del cliente y del préstamo para una gran cantidad de microcréditos (Schreiner, 2002). Asimismo, se requiere la actualización periódica de los

modelos de *credit scoring* para mantener su poder predictivo (Mester, 1997), lo cual puede implicar altos costos para la IMF.

Las principales limitaciones de la aplicación de los modelos de *credit scoring* a IMFs consideran la falta de disponibilidad de información sobre los deudores de microcréditos habitualmente incluida en dichos modelos, así como la inexistencia de registros sistemáticos. Otra limitación importante radica en que los modelos de *credit scoring* deben ser construidos a partir de la base de datos de créditos de la propia IMF, por lo que depende, en cada caso, de las características distintivas de su base de datos (Bensic *et al.*, 2005). Finalmente, estos modelos pueden complementar, pero no sustituir la actividad de los oficiales de crédito (Van Gool *et al.*, 2012; Schreiner, 1999b, 2002).

**6º. Objetivo intermedio:** *Describir las características de la cartera de microcréditos concedidos a emprendedores uruguayos en situación de vulnerabilidad en el marco del PFEP del MIDES.*

El estudio descriptivo realizado sobre la población de deudores del PFEP muestra que el 61.9% de los mismos son mujeres, quienes muestran un mejor comportamiento de pago de los microcréditos que los emprendedores, a lo largo de las diferentes definiciones de morosidad analizadas.

Por su parte, las edades centrales de los emprendedores se encuentran entre 35 a 45 años, si bien registran una gran dispersión, extendiéndose entre los 18 y 77 años, lo cual refiere a la dimensión del emprendimiento en Uruguay.

La distribución geográfica muestra que la mayor concentración de microcréditos se ubica en la región Sur, con 30% de los microcréditos concedidos en el período, seguida por la región Litoral Norte, con 21% del total y la región Norte, con 19%. Estas últimas dos regiones son las de mayores necesidades básicas insatisfechas del país (INE, 2013), lo que guarda relación con su nivel de vulnerabilidad socioeconómica.

En cuanto al sector de actividad, la base de microcréditos analizados se destinó en un 44% al sector de Comercio, seguido por Industria y Servicios (con 23% en ambos casos, respectivamente) y un 10% al sector Primario. Lo anterior está en línea con DINAPYME (2018), que reporta que el 94% de las MIPyMEs uruguayas está incluida en los sectores de actividad comercial, industrial y de servicios.

Las variables representativas de los antecedentes de pago de los deudores del PFEP muestran que los mismos habían amortizado en términos promedio un número de 9.53 cuotas en el microcrédito anterior al analizado, mientras que el valor medio de las cuotas impagas del microcrédito anterior se ubicaba en 4.42. A su vez, para aquellos deudores con historial de crédito anterior en el PFEP, aproximadamente un 88% de los mismos abonó el total de cuotas del microcrédito.

En la muestra de microcréditos del PFEP concedidos entre 2012 y 2016 y amortizados hasta febrero/2017, cuyas condiciones de otorgamiento han sido previamente descritas, se comprueba que a las definiciones de morosidad más leves, como [*promediamas0*] y [*cuotamas30*] les corresponde un mayor nivel de impago, con el 81% y 75%, respectivamente, seguidas por los incumplimientos con mayor contenido estructural, esto es, [*promediamas30*], [*mitad\_o\_menos*] y [*primeracuotaonada*], con el 62%, 34% y 13% de impago, respectivamente. Destaca asimismo el descenso anual del impago en términos generales entre 2012 y 2016, lo que puede atribuirse a un cambio en la gestión de cobranza.

En cuanto a las características del microcrédito, el importe promedio de los microcréditos se ubica en U\$S 454, con una mediana del valor de la cuota de U\$S 26. Estos importes son sustancialmente menores a los incluidos en la literatura revisada, que corresponden a IMFs con fines de lucro, a diferencia del programa de microcréditos analizado en esta investigación, que tiene una estricta mentalidad social y no reviste ánimo de lucro. Otra característica distintiva de los microcréditos analizados tiene que ver con la aplicación de dos tipos

de subsidios a los emprendimientos financiados por el PFEP, que refieren por un lado, al nivel de vulnerabilidad económica de los mismos y por otro, al importe neto a devolver, que considera, entre otros aspectos, la posibilidad de devolución en especie y descuentos especiales a aquellos emprendimientos formalizados. El porcentaje promedio de los mismos en el período analizado se ubica en 18% y 32%, para el primer y el segundo subsidio, respectivamente.

Por último, se observa que los microcréditos del programa son concedidos en pesos uruguayos a un número variable de cuotas, con un 54% del total de entre 11 a 12 cuotas, un 32% de 16 a 18 cuotas y un 11% de entre 13 a 15 cuotas.

**7°. Objetivo intermedio:** *Explicar y predecir el riesgo crediticio de una IMF uruguaya sin ánimo de lucro y con mentalidad social para una cartera de microcréditos otorgados a MyPEs durante el período 2012-2016 a través de distintas técnicas; en particular, a través de modelos probit y logit, modelos de supervivencia y redes neuronales.*

El primer estudio empírico del riesgo de crédito (Capítulo 5) se realiza mediante la aplicación de modelos de regresión de variable de respuesta binomial, en concreto modelos probit y logit, a efectos de identificar los factores explicativos y predictivos del riesgo de crédito. Bajo la perspectiva explicativa se seleccionan, mediante el método *stepwise*, diecisiete variables independientes, correspondientes a las características del microcrédito, el historial de pago del deudor, las características del emprendedor y su negocio y un conjunto de variables macroeconómicas. Los resultados obtenidos mediante los modelos logit y probit resultan muy similares entre sí.

En lo referente a la definición de morosidad del proveedor de los microcréditos (MIDES), esto es el pago de al menos una cuota con un atraso de 30 días o más, las variables representativas del número y valor de las cuotas del microcrédito, el número de cuotas pagadas en el microcrédito anterior, el año en que se concedió el crédito, el hecho de que se trate de una mujer emprendedora y la edad del emprendedor al momento de concesión del préstamo son factores que disminuyen la probabilidad de incumplimiento. Por el contrario, el importe del

microcrédito, el porcentaje de los subsidios de tipo 1 y tipo 2 sobre el total del apoyo económico y las variables representativas de la variación mensual de los salarios, el nivel de empleo y la tarifa eléctrica durante el período del microcrédito tienen un impacto al alza en la probabilidad de impago.

Considerando como morosidad el retraso promedio en 30 o más días en el pago de las cuotas del microcrédito, se advierte que la ubicación del emprendimiento a las zonas Sur y Este del país tiene también un efecto a la baja en el incumplimiento, mientras que la realización de una actividad industrial, comercial o de servicios (respecto al sector primario) constituye un factor que aumenta la probabilidad de impago.

En la morosidad concebida como un atraso positivo promedio en el pago de las cuotas del microcrédito se obtiene un modelo explicativo del riesgo de crédito más parsimonioso, cuyas variables significativas son consistentes con las expresadas anteriormente.

Los modelos correspondientes a las definiciones de morosidad estructural (pago de la mitad de las cuotas del microcrédito o menos, o el pago de una o ninguna de las cuotas del microcrédito) son también consistentes con las definiciones anteriores, si bien las variables macroeconómicas no resultan significativas para explicar el impago en estos modelos.

Los resultados previamente resumidos están en general en línea con la literatura revisada (Viganò, 1993; Reinke, 1998; Schreiner, 1999b; Vogelgesang, 2003; Dellien y Schreiner, 2005; Beledo *et al.*, 2007; Yang *et al.*, 2009; Rayo *et al.*, 2010; Lara *et al.*, 2011; Kinda y Achonu, 2012; Van Gool *et al.*, 2012; Cubiles *et al.*, 2013; Blanco *et al.*, 2013, 2014; Kammoun y Triki, 2016; Römer y Mußhoff, 2017).

Los modelos predictivos, que se aplican bajo un esquema de regresión logística, solamente consideran las diez variables disponibles en el momento de concesión del préstamo. Las variables que resultan significativamente predictoras del impago están en línea con las identificadas en la perspectiva explicativa y son consistentes

con la literatura (Viganò, 1993; Reinke, 1998; Schreiner, 1999b; Vogelgesang, 2003; Dellien y Schreiner, 2005; Beledo *et al.*, 2007; Van Gool *et al.*, 2012; Cubiles *et al.*, 2013; Blanco *et al.*, 2013, 2014; Kammoun y Triki, 2016).

El segundo estudio empírico del riesgo de crédito (Capítulo 6) utiliza modelos de supervivencia. En concreto, en la presente investigación se aplican modelos de Cox –con y sin penalización– para modelizar la probabilidad de recuperación de un porcentaje de los microcréditos concedidos, lo cual es indicativo del tiempo hasta el impago de un préstamo. Esta es una dimensión adicional a la provista por modelos paramétricos y no paramétricos que utilizan una variable dependiente binaria, existiendo una relación entre el tiempo que transcurre hasta que se produce el impago de un crédito y la probabilidad de que este sea clasificado como moroso (Narain, 1992).

Bajo esta metodología, también se adopta una doble perspectiva, explicativa y predictiva. De acuerdo con los resultados del análisis, el riesgo de impago se mantiene alto hasta que se produce la recuperación del 20% de las cuotas del microcrédito, permaneciendo luego constante hasta que se haya recuperado el 80%, momento a partir del cual se produce una reducción en el mismo.

El modelo de Cox aplicado bajo la perspectiva explicativa indica que los factores que aumentan la probabilidad de impago son el año en que se concedió el microcrédito, la realización de un emprendimiento en el sector de actividad industrial o de servicios, el porcentaje que representa el primer subsidio concedido sobre el total del apoyo económico y la variación mensual de la tarifa del agua en el período del microcrédito. En cuanto a los factores que reducen aquella probabilidad, el modelo de supervivencia identifica a la cantidad de cuotas pagadas del microcrédito anterior al que se analiza y la edad del emprendedor al momento de concesión del préstamo.

Bajo la perspectiva predictiva se aplican cuatro penalizaciones a la función de máxima verosimilitud parcial del modelo de Cox, resultando un mayor valor de la curva COR del modelo determinado con la penalización AENET. En este modelo, los factores predictivos

incrementales de la probabilidad de impago son el número de cuotas del microcrédito, el porcentaje que representan el primer y segundo subsidio sobre el total del apoyo económico, el número de cuotas morosas del microcrédito anterior y el sector de actividad del emprendimiento (Comercio, Industria y Servicios). Los factores reductores de la probabilidad de impago son la edad del emprendedor al momento de otorgamiento del préstamo, el hecho de que se trate de una mujer empresaria y la ubicación del emprendimiento en la zona Sur y Este del país.

De acuerdo con el porcentaje de recuperación de las cuotas del microcrédito, se clasifican los mismos en tres tramos de alto, medio y bajo riesgo. Al respecto, los modelos de supervivencia logran una capacidad predictiva en el orden del 60% para los préstamos de alto riesgo, mientras que la predicción se ubica en valores próximos al 80% para los microcréditos identificados como de bajo riesgo.

El tercer estudio empírico del riesgo de crédito (Capítulo 7) aplica modelos predictivos de redes neuronales. En concreto, se utilizan cuatro tipos de arquitecturas alternativas, dos bajo la red MLP y otras dos bajo la red RBF. Los resultados obtenidos muestran que los criterios de morosidad que alcanzan un mayor porcentaje de predicción son los de morosidad estructural, correspondiendo los indicadores de mayor eficiencia a las arquitecturas construidas bajo la red MLP. Por otro lado, las definiciones correspondientes a los incumplimientos más leves registraron los peores indicadores de curva COR, precisión, especificidad, sensibilidad y errores de tipo I y de tipo II.

Se confirma, además, una mayor capacidad predictiva de los modelos de redes neuronales para identificar a los deudores morosos que a los no morosos, lo cual se evidencia en los indicadores de especificidad y sensibilidad, respectivamente.

Finalmente, las variables representativas a los antecedentes de pago del deudor resultaron ser las de mayor poder explicativo, encontrándose en el otro extremo aquellas representativas de las características del deudor y su negocio.



**8º. Objetivo intermedio:** *Por último, y como objetivo “práctico”, se pretende establecer recomendaciones que contribuyan a impulsar la eficiencia en la gestión de las IMFs a nivel global.*

Considerando la tipología de IMF que se analiza en este trabajo, perteneciente al viejo paradigma de las microfinanzas, con una mentalidad estrictamente social y sin fines de lucro, resulta de especial relevancia procurar que la misma opere en condiciones de eficiencia. En este sentido, este trabajo provee de herramientas estadísticas que permiten describir y predecir el riesgo de crédito a partir de una base de microcréditos del PFEP entre 2012 y 2016, complementando la actuación del oficial de crédito en su proceso de concesión de microcréditos a emprendedores en situación de vulnerabilidad económica. Al respecto, es de remarcar que los modelos de *credit scoring* no sustituyen, sino que complementan, la opinión del oficial de crédito (Schreiner, 1999b, 2002) pero permiten que el mismo adopte su decisión en forma más fundamentada.

En particular, los modelos logit y de redes neuronales que se han aplicado en la presente investigación permiten otorgar rápidamente una predicción de la morosidad de un deudor prospectivo a partir de diez variables independientes disponibles en el momento de concesión de un préstamo, referentes a las características del microcrédito, del emprendedor y su negocio y su comportamiento anterior de pagos.

En este sentido, de acuerdo a lo fundamentado en los Capítulos 5 y 7, se trata de modelos parsimoniosos que permiten obtener, sobre todo en el caso de las redes neuronales, porcentajes importantes de predicción correcta de microcréditos morosos y no morosos, con limitados costos de implementación por parte del PFEP.

Asimismo, a partir de la aplicación de modelos de supervivencia, se han identificado las variables independientes de mayor impacto en la probabilidad futura de recuperación de los microcréditos. Al respecto, la utilización de un nomograma (Ver Capítulo 6) por parte del oficial de crédito es un procedimiento de gran simplicidad y permite obtener información sobre la probabilidad de que un prestatario devuelva porcentajes crecientes de las cuotas de un



préstamo. Esta información referente al tiempo hasta el impago es complementaria al enfoque del estudio de la morosidad mediante variables binarias y permite obtener una perspectiva más completa de este fenómeno.

A efectos del desarrollo e implementación de los modelos referidos, se requiere que la IMF confeccione su propia base de datos a partir de las características de los microcréditos, los emprendimientos y sus titulares, así como su comportamiento anterior de pagos para un número importante de microcréditos concedidos en el pasado (Schreiner, 2002). A su vez, se requiere que los modelos empíricos sean actualizados periódicamente y monitoreados para contrastar el mantenimiento de su poder predictivo. Al respecto, es aconsejable que dichos modelos sean actualizados ante cambios estructurales (normativos, crisis económicas), a efectos que los mismos sean buenos predictores tanto en tiempos de auge como de depresión económica (Mester, 1997). En consecuencia, se recomienda que la recolección y mantenimiento de datos sea rigurosa y sistemática.

En esta misma línea, otra recomendación refiere al entrenamiento continuo en herramientas estadísticas y mantenimiento de la base de datos de los oficiales de crédito y de los responsables de la IMF en general, lo que implica un cambio en la cultura organizacional de este tipo de instituciones (Schreiner, 2002).

Tanto el mantenimiento de una base de datos actualizada, como el monitoreo y seguimiento de los modelos predictivos y el entrenamiento del personal suponen costos de instalación así como costos operativos importantes para las IMFs, especialmente aquellas que revisten una estricta mentalidad social. Al respecto, se recomienda a las autoridades públicas que faciliten la absorción de dichos costos por parte de la IMF, en vistas a favorecer también su competencia en igualdad de condiciones con instituciones bancarias que disponen de modelos de *credit scoring* más desarrollados.

Además, se entiende relevante proporcionar a la IMF aquellas variables explicativas generalmente utilizadas en la literatura, que se

ha determinado que constituyen factores explicativos y/o predictivos del riesgo de crédito, pero que no se investigaron en el presente trabajo dado que no estaban disponibles en la base de datos de microcréditos o bien no se habían registrado sistemáticamente.

En otro orden, la implementación de modelos de credit scoring por parte de las IMFs permiten incrementar el alcance de su programa de microcréditos, haciéndolo disponible a más emprendimientos en situación de vulnerabilidad y permitiendo en consecuencia mejorar las condiciones de sustentabilidad económico-financiera de su universo objetivo.

Asimismo, resulta aconsejable que las autoridades públicas o stakeholders locales donde se ubica el emprendimiento requieran que la solicitud de financiamiento al PFEP sea acompañada de un análisis del impacto socioeconómico del emprendimiento en el ámbito local. En este sentido, aun existiendo una alta probabilidad de convertirse en un microcrédito moroso, el impacto local (externalidades en la comunidad) puede compensar las pérdidas del impago, lo que debe ser evaluado por los responsables del programa.

### **8.3. PRINCIPALES APORTACIONES**

A continuación, se detallan las principales aportaciones de esta investigación desde el punto de vista académico, es decir, de acuerdo a su relevancia en el plano científico.

En primer lugar, cabe indicar que, a nuestro conocimiento, no se ha publicado aún en la literatura una revisión de artículos académicos de las aplicaciones de los métodos de *credit scoring* a la industria de microfinanzas, con lo que las revisiones académicas más generales de *credit scoring* que se presentan en el presente estudio tienen por objetivo ser una guía para identificar las herramientas estadísticas más relevantes en esta línea de investigación.

En segundo lugar, entre las principales contribuciones de este trabajo se encuentra el haber realizado el análisis del riesgo de crédito de una IMF utilizando una perspectiva explicativa y otra predictiva, utilizando las variables independientes disponibles en cada momento de evaluación, lo que resulta relevante a efectos de complementar el estudio del fenómeno de la morosidad.

En tercer lugar, en la presente investigación, de acuerdo con la revisión de literatura desarrollada en el Capítulo 3, no se han relevado trabajos que apliquen herramientas de *credit scoring* a la evaluación y/o predicción del riesgo de crédito en una IMF de exclusiva mentalidad social y sin ánimo de lucro. Este último constituye el objeto de estudio del presente trabajo, en contraposición a las IMFs con fines de lucro, que están presentes en la totalidad de la revisión de literatura realizada, lo cual constituye una de sus principales contribuciones.

En cuarto lugar, este trabajo contribuye a la literatura en la utilización en forma comparada de herramientas de *credit scoring* paramétricas y no paramétricas para explicar y predecir el riesgo de crédito en una IMF, evaluando la consistencia de los resultados obtenidos y permitiendo analizar el fenómeno de la morosidad en forma integral. Al respecto, este trabajo aporta la utilización de modelos de supervivencia en el ámbito de análisis y predicción del riesgo de crédito en IMFs ya que, como plantea Roszbach (2004), no solamente es relevante utilizar los modelos de *credit scoring* para analizar el default, sino para determinar cuándo ocurre. Según nuestro conocimiento, no existe a la fecha literatura académica de análisis del riesgo de crédito en microfinanzas que incluya en su metodología el análisis de supervivencia a efectos de determinar el porcentaje esperado de recuperación de los microcréditos.

En quinto lugar, otra de las contribuciones del trabajo es la inclusión como variables independientes de un conjunto de indicadores macroeconómicos, ya que la consideración del ciclo económico se estima de relevancia en los modelos a fin de explicar los determinantes de la probabilidad de incumplimiento de los

microcréditos. En este sentido, Mester (1997) señala como una de las limitaciones habituales de los modelos de *credit scoring* el que no se consideren variables representativas de los ciclos económicos alcistas y bajistas.

Finalmente, el periodo considerado en el estudio, posterior a la adopción de la ley de inclusión financiera en 2014, resulta también una de las aportaciones de este trabajo. Al hacerlo, se está analizando un periodo temporal en el que se han producido cambios en las condiciones de mercado disponibles para las MyPEs, puesto que las IMFs se encuentran en competencia con los bancos por proveer financiamiento a este tipo de empresas.

#### 8.4. LIMITACIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

En cuanto a las limitaciones de la presente investigación, se puede citar, en primer lugar, la falta de registros sistemáticos de algunas variables, dado que o bien no estaban disponibles en todo el período estudiado, o bien estaban definidas solamente para algunos deudores de los microcréditos analizados. En particular, esta limitación es especialmente relevante en relación a la no disponibilidad de variables que resultaron significativas en la literatura revisadas; por ejemplo, estado civil del deudor, destino del microcrédito, número de años en la residencia actual, propiedad de la residencia, nivel de educación del deudor, antecedentes de incumplimiento con otras instituciones financieras, entre otras. Esta es una de las principales limitaciones de los modelos de *credit scoring* en IMFs (Viganò, 1993; Schreiner, 1999a, 1999b; Serrano *et al.*, 2016).

En segundo lugar, a raíz de la existencia de diferencias entre las variables relevadas entre la base de datos correspondiente al período 2006-2012 y la del período 2012-2016, se estimó pertinente no incluir la base de datos del primer período de actuación del PFEP, lo que hubiera sido de interés para ampliar la muestra de microcréditos.

En tercer lugar, en relación a lo anterior y de acuerdo con lo explicado en el Capítulo 4, los deudores fueron identificados en forma diferente en cada una de las dos bases de datos disponibles. En particular, en la base de datos 2006-2012 hay una identificación por número de emprendimiento, mientras que en la segunda base de datos la identificación es a nivel del emprendedor individual. A su vez, dado que se trata de emprendimientos de tipo grupal o familiar y que el titular del microcrédito puede ser cualquiera de sus integrantes, se experimentaron dificultades a efectos de confeccionar la información sobre los antecedentes de pago de los deudores, resultando este aspecto uno de los más significativos en los modelos de evaluación y predicción del riesgo de crédito.

En cuanto a las líneas futuras de investigación, dada la superioridad de los modelos no paramétricos en la predicción del riesgo de crédito frente a los paramétricos, se considera relevante ampliar la metodología considerando otros métodos no paramétricos de evaluación y predicción del riesgo de crédito, como los árboles de clasificación y regresión y máquinas de soporte vectorial, que han sido utilizados en Kim y Sohn (2010), Cubiles *et al.* (2013), Baklouti (2014), Blanco *et al.* (2014), De Cnudde *et al.* (2015), Zhang *et al.* (2018) y Óskarsdóttir *et al.* (2018).

A su vez, para profundizar en el análisis de los factores explicativos y predictivos del riesgo de crédito y mitigar las limitaciones de los modelos empíricos utilizados en la presente investigación, se estima de interés promover la sistematización de nuevas variables representativas del deudor y su negocio, así como de sus antecedentes de pagos, por parte de la IMF, a efectos de disponer de modelos con mayor poder explicativo y predictivo.

Otra línea de investigación futura consiste en ampliar el elenco de definiciones de morosidad utilizadas en la investigación, considerando, a modo de ejemplo, el “*drop-out scoring*”, que mide la probabilidad de que el deudor de un préstamo vigente no solicite un nuevo préstamo en el futuro (Schreiner, 2000). En este punto, dado el fin social de los microcréditos, este objetivo de los modelos de *credit*

*scoring* puede permitir obtener una aproximación del impacto del PFEP en la mitigación de la pobreza de los emprendimientos productivos con mayor vulnerabilidad económica en el Uruguay. En esta misma línea, el “*collections scoring*” también puede aportar una nueva perspectiva a los actuales modelos de *credit scoring* en el PFEP, a efectos de predecir la probabilidad de que un deudor con un cierto número de atrasos en el préstamo vigente pueda generar una cantidad mayor de impagos en el futuro. En particular, un modelo de *credit scoring* con este objetivo puede ayudar también en la mayor eficiencia del PFEP, aportando mayor información hacia una gestión de cobranzas más efectiva.



---

## BIBLIOGRAFÍA

---







## BIBLIOGRAFIA

- ABDOU, H. , ALAM, S. , & MULKEEN, J. (2014). Would credit scoring work for Islamic finance? A neural network approach. *International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management*, 7(1), 112-125.
- ABDOU, H., & POINTON, J. (2011). Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: A review of the literature. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 18.2-3: 59-88.
- ACCIÓN INTERNACIONAL (2016). *Informe Anual 2016*. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: <http://www.annualreport.accion.org/esp/>
- ACCIÓN INTERNACIONAL (2017a). *Historia. Década de 1960: Los comienzos de Acción*. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: <https://www.accion.org/es/acerca-de-nosotros/d%C3%A9cada-de-1960-los-comienzos-de-acci%C3%B3n>
- ACCIÓN INTERNACIONAL (2017b). *Historia. Década de 1970: Comienzo de los microcréditos*. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado: de <https://www.accion.org/es/acerca-de-nosotros/d%C3%A9cada-de-1970-comienzo-de-los-microcr%C3%A9ditos>
- ALAN, M. & GETUBIG, M. (2010). *Guidelines for establishing and operating Grameen-style microcredit programs*. Grameen Trust. Grameen Foundation
- ALLEN, F., DEMIRGÜÇ-KUNT, A., KLAPPER, L., & PERIA, M. (2012). “The foundations of Financial Inclusion”. *Policy Research Working Paper*, 6290, World Bank, Washington, DC.
- ALLIANCE FOR FINANCIAL INCLUSION -AFI- (2010). *La medición de la inclusión financiera para entes reguladores: Diseño e implementación de encuestas*. [Consulta: 07/07/2018]

Recuperado de: [https://www.afi-global.org/sites/default/files/pdfimages/afi%20policy%20paper-SP%20\(2\).pdf](https://www.afi-global.org/sites/default/files/pdfimages/afi%20policy%20paper-SP%20(2).pdf)

ALTMAN, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

ARDIC, O., CHEN, G. & LATORTUE, A. (2013). *Acceso financiero 2012: Hacia un panorama más completo*. Foro de Acceso al Financiamiento. Informes del CGAP y sus asociados. No.6 junio de 2013.

ARDIC, O., HEIMANN, M., & MYLENKO, N. (2011). Access to Financial Services and the Financial Inclusion Agenda around the World. A Cross-Country Analysis with a New Data Set. *CGAP. Policy Research Working Paper 5537*

ARMENDÁRIZ, B. & MORDUCH, J. (2011). *Economía de las microfinanzas*. Ciudad de México: Fondo de Cultura Económica y Centro de Investigación y Docencia Económicas.

AUGSBURG, B., DE HAAS, R., HARMGART, H., & MEGHIR, C. (2015). The impacts of microcredit: Evidence from Bosnia and Herzegovina. *American Economic Journal: Applied Economics*, 7(1), 183-203.

AYOUCHE, S., ABOULAICH, R., & ELLAIA, R. (2017). Partnership credit scoring classification Problem: A neural network approach. *International Journal of Applied Engineering Research*, 12(5), 693-704.

BABAJIDE, A. (2011). Microfinance and micro & small enterprises (MSEs) survival in Nigeria-A survival analysis approach. *Global Journal of Management and Business Research*, 11(11).

BAKLOUTI, B., & BOURI, A. (2013). Credit risk management in microfinance: The conceptual framework. *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives*, 2(1), 9-24.

BAKLOUTI, I. (2014). A psychological approach to microfinance credit scoring via a classification and regression tree. *Intelligent*

- Systems in Accounting, Finance and Management*, 21(4), 193-208.
- BANASIK, J., CROOK, J. N., & THOMAS, L. C. (1999). Not if but when will borrowers default. *Journal of the Operational Research Society*, 1185-1190.
- BANCO MUNDIAL (2014). *Global Financial Development Report 2014: Financial Inclusion*. Washington, DC
- BANCO MUNDIAL (2017). *Revolutionizing microfinance: Insights from the 2017 Global Symposium on Microfinance*. May 22-23, 2017. Kuala Lumpur
- BANCO MUNDIAL (2019). *Datos de libre acceso del Banco Mundial*. [Consulta: 02/06/2019]. Recuperado de <https://datos.bancomundial.org/pais/uruguay>
- BEKELE, E., & WORKU, Z. (2008). Women entrepreneurship in micro, small and medium enterprises: The case of Ethiopia. *Journal of International Women's Studies*, 10 (2), 3-19.
- BELEDO, M., GAGGERO, M. & LAZARINI, G. (2007). *Las microfinanzas: Un modelo de calificación estadística para una institución especializada en microcréditos de Uruguay*. Trabajo de investigación monográfico para la obtención del título Licenciado en Economía. Universidad de la Republica. Facultad de Ciencias Económicas y de Administración.
- BENSIC, M., SARLIJA, N., & ZEKIC-SUSAC, M. (2005). Modelling small-business credit scoring by using logistic regression, neural networks and decision trees. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 13(3), 133-150.
- BERMÚDEZ, P. & PIÑALVA, A. (2008). *El microcrédito y las PYMES en el Uruguay*. Trabajo monográfico presentado ante la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración de la Universidad de la Republica, para la obtención del título de Contador Público, Plan 90.

- BHANDARI, A. K., & KUNDU, A. (Eds.). (2013). *Microfinance, Risk-taking Behaviour and Rural Livelihood*. Springer Science & Business Media.
- BICCIATO, F. (2002). *Microfinanzas en países pequeños de América Latina: Bolivia, Ecuador y el Salvador*. CEPAL.
- BLANCO, A., PINO, R., & LARA, J. (2014). Modeling the Financial Distress of Microenterprise Start-ups Using Support Vector Machines: a case study. *Innovar*, 24(SPE), 153-168.
- BLANCO, A., PINO, R., LARA, J., & RAYO, S. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with applications*, 40(1), 356-364.
- BLANCO, J. (2006). *Introducción al análisis multivariado*. IESTA. Montevideo.
- BOS, J. W., & MILLONE, M. (2015). Practice what you preach: Microfinance business models and operational efficiency. *World Development*, 70, 28-42.
- BOS, J., DE HAAS, R., & MILLONE, M. (2015). *Sharing borrower information in a competitive credit market* (No. 180). Working Paper. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: [https://bg.uek.krakow.pl/e-zasoby/siec\\_lokalna/Ebor/w180.pdf](https://bg.uek.krakow.pl/e-zasoby/siec_lokalna/Ebor/w180.pdf)
- BOURLÈS, R., & COZARENCO, A. (2017). *Entrepreneurial Motivation and Business Performance: Evidence from a French Microfinance Institution*. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-01429864/document>
- BREIMAN, L., FRIEDMAN, J., OLSHEN R., & STONE, P. (1984). *Classification and Regression Trees*. Wadsworth: Belmont, CA
- BUMACOV, V., ASHTA, A., & SINGH, P. (2014). The Use of Credit Scoring in Microfinance Institutions and Their Outreach. *Strategic Change*, 23(7-8), 401-413.

- CARRASCAL, J. M. V. (2015). *Modelos de medición del riesgo de crédito*. Tesis doctoral. Universidad Complutense de Madrid.
- CAUMONT, J. (2010). *Financiamiento de la inversión de empresas en general y de micro, pequeñas y medianas empresas en particular: el caso de Uruguay*. CEPAL.
- CFA INSTITUTE –CFA– (2012). *CFA Level I Curriculum (Book 2: Economics)*. New York, NY: Kaplan Schweser.
- CHAKRAVARTY, S., & JHA, A. (2012). Viability of “Credit Scoring in Microfinance” for Developing Countries. *International Review of Social Sciences and Humanities*, 3(1), 104-107
- CORPORACIÓN FINANCIERA INTERNACIONAL -CFI- (2015). *Factors Influencing Poverty Outreach Among Microfinance Institutions in Latin America*. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: [https://www.ifc.org/wps/wcm/connect/577c27004a8ea0e8b353ff9c54e94b00/Factors\\_Influencing\\_Poverty\\_Outreach\\_Among\\_Microfinance\\_Institutions\\_Lat++++%2800000002%29.pdf?MOD=AJPERES](https://www.ifc.org/wps/wcm/connect/577c27004a8ea0e8b353ff9c54e94b00/Factors_Influencing_Poverty_Outreach_Among_Microfinance_Institutions_Lat++++%2800000002%29.pdf?MOD=AJPERES)
- COX, D. R. (1972). Regression models and life tables (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society*, 34, 187-220.
- COX, D. & OAKES, D. (1984). *Analysis of Survival Data*. London: Chapman & Hall
- CROUHY, M., GALAI, D., & MARK, R. (2000). A comparative analysis of current credit risk models. *Journal of Banking & Finance*, 24(1), 59-117.
- CUBILES, M. D., BLANCO, A., PINO, R., & LARA, J. (2013). Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring models based on Statistical Learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 40(17), 6910-6917.

- CULL, R., EHRBECK, T., & HOLLE, N. (2014). Financial inclusion and development: Recent impact evidence. *CGAP. Focus Note*, 92.
- DE CNUDDÉ, S., MOEYERSOMS, J., STANKOVA, M., TOBBACK, E., JAVALY, V., & MARTENS, D. (2015). Who cares about your Facebook friends? Credit scoring for microfinance” (No. 2015018).
- DE LEÓN, A.; DÍAZ, E. & GENTA, E. (2012). *Estado actual de las microfinanzas en Uruguay: Perspectivas y desarrollo en los países de la región*. Trabajo monográfico presentado ante la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración de la Universidad de la Republica, para la obtención del título de Contador Público.
- DE OLLOQUI, F., ANDRADE, G., & HERRERA, D. (2015). Inclusión financiera en América Latina y el Caribe: coyuntura actual y desafíos para los próximos años. Banco Interamericano de Desarrollo. *Documento para discusión No. IDB-DP-385*
- DEININGER, K., & LIU, Y. (2009). Determinants of repayment performance in Indian micro-credit groups. *World Bank Policy Research Working Paper 4885*.
- DELLIEN, H. (2003). Credit Scoring in Microfinance: Guidelines Based on Experience with WWB Affiliates in Colombia and the Dominican Republic. *Women's World Banking*, 1(2), 1-15.
- DELLIEN, H., & SCHREINER, M. (2005). Credit scoring, banks, and microfinance: balancing high-tech with high-touch. *Microenterprise Development Review*, 8(2).
- DEMIRGÜÇ-KUNT, A.; KLAPPER, L; SINGER, D.; ANSAR, S. & HESS, J. (2018). *The Global Findex Database 2017: Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution*. Washington, D.C: Banco Mundial.
- DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA DE LA FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES DE LA UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA -DECON- (2013). *Encuesta Financiera de los*

*Hogares Uruguayos. Informe de resultados de la Encuesta EFHU-1.*

DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA DE LA FACULTAD DE CIENCIAS SOCIALES DE LA UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA -DECON- (2016). *Encuesta financiera de los hogares uruguayos (EFHU-2). Descripción y resultados.*

DIALLO, B. (2006). Un modele de 'credit scoring' pour une institution de microfinance Africaine: le cas de Nyesigiso au Mali. Pre-and Post-Print documents halshs-00069163v1, HAL, CCSD/CNRS.

DINH, T. , & KLEIMEIER, S. (2007). A credit scoring model for Vietnam's retail banking market. *International Review of Financial Analysis*, 16(5), 471-495.

DIRECCIÓN NACIONAL DE ARTESANÍAS, PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS -DINAPYME- (2009a). *Encuesta Nacional de Mipymes industriales y de servicios. Edición 2008.* [Consulta: 14/04/2018] Recuperado de: [http://www.miem.gub.uy/sites/default/files/encuesta\\_nacional\\_de\\_mipymes\\_2008.pdf](http://www.miem.gub.uy/sites/default/files/encuesta_nacional_de_mipymes_2008.pdf)

DIRECCIÓN NACIONAL DE ARTESANÍAS, PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS -DINAPYME- (2009b). *La informalidad en las MIPYMES de Uruguay. Análisis de los costos de la formalidad.* Scarone, C. coord.; Bayo, M.; Scarone, M.; Araújo, L. ISBN: 978-9974-49-463-3

DIRECCIÓN NACIONAL DE ARTESANÍAS, PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS -DINAPYME- (2013). *Encuesta Nacional de Mipymes comerciales, industriales y de servicios. Edición 2012.* [Consulta: 14/04/2018] Recuperado de: [http://www.miem.gub.uy/sites/default/files/encuesta\\_nacional\\_de\\_mipymes\\_2012\\_0.pdf](http://www.miem.gub.uy/sites/default/files/encuesta_nacional_de_mipymes_2012_0.pdf)

DIRECCIÓN NACIONAL DE ARTESANÍAS, PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS -DINAPYME- (2018). *Encuesta Nacional de Mipymes comerciales, industriales y de servicios. Edición 2017.* [Consulta: 14/04/2018] Recuperado de:



<http://www.dinapyme.gub.uy/documents/4694435/0/web%20en%20cuesta%202018.pdf>

- DIRICK, L., CLAESKENS, G., & BAESENS, B. (2017). Time to default in credit scoring using survival analysis: a benchmark study. *Journal of the Operational Research Society*, 68(6), 652-665.
- DOS SANTOS, J. O., DE GODOI, A. F., BERTONCELO, V. R., & SINCERRE, B. P. (2015). Essay about the micro-credit and credit analysis methods: issues related to its origin, development and the behavioural scoring. *Revista de Administração de Roraima*, 5(1), 134.
- DOWLA, A., & BARUA, D. (2006). *The poor always pay back: The Grameen II story*. Kumarian Press.
- EISENBEIS, R. (2004). *Problems in applying discriminant analysis in credit-scoring models*. En Thomas, L.; Edelman, D. & Crook, J (Eds.). *Readings in Credit Scoring. Recent Developments, advances and aims* (17-32). Oxford: Oxford University Press
- EUROPEAN COMMISSION (2015). *Credit Scoring in the European (Micro) finance sector*. European Microfinance Network [Consulta: 21/02/2018] Recuperado de <https://www.european-microfinance.org/publication/credit-scoring-european-microfinance-sector>
- FERRAZ, J. C., & RAMOS, L. (2018). *Inclusión financiera para la inserción productiva de las empresas de menor tamaño en América Latina: innovaciones, factores determinantes y prácticas de las instituciones financieras de desarrollo*. Proyecto CEPAL “Inclusión financiera de las pymes y políticas de innovación de la banca de desarrollo”
- FOKIANOS, K. (2008). Comparing two samples by penalized logistic regression. *Electronic Journal of Statistics*, 2, 564-580.
- FOMIN (2012). *Microfinance in Latin America*. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: [www.fomin.org](http://www.fomin.org)



- GLISOVIC, J., & MARTÍNEZ, M. (2012). Financiamiento de pequeñas empresas: ¿Qué papel desempeñan las instituciones microfinancieras? *CGAP. Focus Note*, 81
- GLOBAL MICROSCOPE (2007). *Global microscope on the microfinance business environment 2013*. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: [http://graphics.eiu.com//assets/images/public/Microscope\\_on\\_Microfinance\\_2014/Microfinance\\_ENG\\_WEB\\_2007.pdf](http://graphics.eiu.com//assets/images/public/Microscope_on_Microfinance_2014/Microfinance_ENG_WEB_2007.pdf)
- GLOBAL MICROSCOPE (2013). *Global microscope on the microfinance business environment 2013*. Economist Intelligence Unit [Consulta: 08/04/2018] Recuperado de: [http://graphics.eiu.com//assets/images/public/Microscope\\_on\\_Microfinance\\_2014/EIU\\_MICROFINANCE\\_2013\\_WEBr1.pdf](http://graphics.eiu.com//assets/images/public/Microscope_on_Microfinance_2014/EIU_MICROFINANCE_2013_WEBr1.pdf)
- GLOBAL MICROSCOPE (2016). *Global Microscope 2018: The enabling environment for financial inclusion*. Economist Intelligence Unit [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: [http://graphics.eiu.com//assets/images/public/Global-Microscope-2016/EIU\\_Microscope\\_2016\\_English\\_web.pdf](http://graphics.eiu.com//assets/images/public/Global-Microscope-2016/EIU_Microscope_2016_English_web.pdf)
- GLOBAL MICROSCOPE (2018). *Global Microscope 2016: The enabling environment for financial inclusion*. Economist Intelligence Unit [Consulta: 15/12/2018] Recuperado de: [https://www.eiu.com/public/topical\\_report.aspx?campaignid=Microscope2018](https://www.eiu.com/public/topical_report.aspx?campaignid=Microscope2018)
- GRAMEEN BANK (2018). *Monthly report 05/2018*. [Consulta: 15/07/2018]. Recuperado de <http://www.grameen-info.org/monthly-reports-05-2018>
- HAILEY, P., BRASSEL, D. & JANETT, U. (2016). Micro and SME Finance Market Outlook Report 2017. Noviembre 2016. responsAbility Investments for Prosperity. [Consulta: 17/12/2018] Recuperado de <https://www.microfinancegateway.org/library/micro-and-sme-finance-market-outlook-2017>

- HAND, D. J., & HENLEY, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 160(3), 523-541.
- HASSAN, M. K., BRODMANN, J., RAYFIELD, B., & HUDA, M. (2018). Modeling credit risk in credit unions using survival analysis. *International Journal of Bank Marketing*, 36(3), 482-495.
- HEIMANN, U., LUNA, J. N., O'KEEFE, M., DOMÍNGUEZ, B. V., & ÁLVAREZ, G. Z. (2009). Mapa estratégico de inclusión financiera: una herramienta de análisis. *El Nido, México*.
- HOPGOOD, A. A. (2016). *Intelligent systems for engineers and scientists*. CRC press.
- HORN, D. M. (2017). *Credit scoring using genetic programming*. Tesis doctoral. NOVA Information Management School. Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação. Universidades Nova de Lisboa.
- HUANG, C. L., CHEN, M. C., & WANG, C. J. (2007). Credit scoring with a data mining approach based on support vector machines. *Expert systems with applications*, 33(4), 847-856.
- HUANG, J. J., TZENG, G. H., & ONG, C. S. (2006). Two-stage genetic programming (2SGP) for the credit scoring model. *Applied Mathematics and Computation*, 174(2), 1039-1053.
- IBM (2011). *IBM SPSS Neural Networks 20*. [Consulta: 15/10/2018]. Recuperado de [ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/statistics/20.0/es/client/Manuals/IBM\\_SPSS\\_Neural\\_Network.pdf](ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/statistics/20.0/es/client/Manuals/IBM_SPSS_Neural_Network.pdf)
- IBM (2016) *IBM SPSS Neural Networks 24*. [Consulta: 15/10/2018]. Recuperado de [ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/statistics/24.0/es/client/Manuals/IBM\\_SPSS\\_Neural\\_Network.pdf](ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/statistics/24.0/es/client/Manuals/IBM_SPSS_Neural_Network.pdf)

- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA - INEI- (2002). *Los modelos Logit y Probit en la investigación social. El caso de la Pobreza del Perú en el año 2001*. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: [https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones\\_digitales/Est/Lib0515/Libro.pdf](https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib0515/Libro.pdf)
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA -INE- (2013). *Atlas sociodemográfico y de la desigualdad del Uruguay*. Fascículo 1. Las necesidades básicas insatisfechas a partir de los Censos 2011. ISBN 978-9974-32-616-3
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA -INE- (2017). *Anuario Estadístico 2017*. [Consulta: 14/04/2018]. Recuperado de: <http://www.ine.gub.uy/documents/10181/496405/Anuario+2017.pdf/ea4a21e5-2b2a-41b1-99d2-9312cd97700a>
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA -INE- (2018a). *Uruguay: población estimada y proyectada por sexo al 30 de junio de cada año e indicadores de estructura demográfica Período 1996 - 2050*. [Consulta: 22/06/2019]. Recuperado de: [http://www.ine.gub.uy/c/document\\_library/get\\_file?uuid=a70bf11d-a2a0-4f26-aadb-fe4df9b5fc8b&groupId=10181](http://www.ine.gub.uy/c/document_library/get_file?uuid=a70bf11d-a2a0-4f26-aadb-fe4df9b5fc8b&groupId=10181)
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA -INE- (2018b). *Esperanza de vida al nacer por sexo, tasa global de fecundidad y edad media a la maternidad Uruguay, período 1996 - 2050*. [Consulta: 22/06/2019]. Recuperado de: [http://www.ine.gub.uy/c/document\\_library/get\\_file?uuid=a3d035d0-5799-407e-ac63-ba9c85250c98&groupId=10181](http://www.ine.gub.uy/c/document_library/get_file?uuid=a3d035d0-5799-407e-ac63-ba9c85250c98&groupId=10181)
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA -INE- (2018c). *Resultados del Censo de Población 2011: población, crecimiento y estructura por sexo y edad*. [Consulta: 14/04/2018]. Recuperado de: <http://www.ine.gub.uy/documents/10181/35289/analisispais.pdf/cc0282ef-2011-4ed8-a3ff-32372d31e690>
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA -INE- (2018d). *Población en los censos del país, según departamentos. Censos*

- 1996, 1985, 1975, 1963, 1908, 1860 y 1852. [Consulta: 14/04/2018]. Recuperado de: [http://www.ine.gub.uy/c/document\\_library/get\\_file?uuid=d5241df6-0af0-4396-afbd-53eb2b3cf3be&groupId=10181](http://www.ine.gub.uy/c/document_library/get_file?uuid=d5241df6-0af0-4396-afbd-53eb2b3cf3be&groupId=10181)
- JANDA, K. & ZETEK, P. (2013). *Macroeconomic factors influencing interest rates of microfinance institutions in Latin America*. MPRA Paper No. 49973. Munich Personal RePEc Archive.
- KAMMOUN, A. & TRIKI, I. (2016). Credit scoring models for a Tunisian microfinance institution: comparison between artificial neural network and logistic regression. *Review of Economics & Finance*, 6(1), 61-78.
- KAPLAN, E. L., & MEIER, P. (1958). Nonparametric estimation from incomplete observations. *Journal of the American statistical association*, 53(282), 457-481.
- KARLAN, D. & ZINMAN, J. (2011). Microcredit in theory and practice: Using randomized credit scoring for impact evaluation. *Science*, 332(6035), 1278-1284.
- KIEFER, N. M. (1988). Economic duration data and hazard functions. *Journal of economic literature*, 26(2), 646-679.
- KIM, H. S. & SOHN, S. Y. (2010). Support vector machines for default prediction of SMEs based on technology credit. *European Journal of Operational Research*, 201(3), 838-846.
- KINDA, O., & ACHONU, A. (2012). Building a Credit Scoring Model for the Savings and Credit Mutual of the Potou Zone. *Consilience: The Journal of Sustainable Development*, 1(7), 17-32.
- KING, R. G., & LEVINE, R. (1993). Finance and growth: Schumpeter might be right. *The quarterly journal of economics*, 108(3), 717-737.
- KLEINBAUM, D. G., & KLEIN, M. (2010). *Survival analysis* (Vol. 3). New York: Springer.

- LARA, J. (2010). *La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas*. Tesis doctoral. Departamento de Economía Financiera y Contabilidad. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Universidad de Granada.
- LARA, J., BOLÍVAR, M. & CANTÓN, S. (2011). Un caso empírico en la evaluación del riesgo de crédito de una institución de microfinanzas peruana. *Contabilidad y Negocios: Revista del Departamento Académico de Ciencias Administrativas*, 6(11), 21-30.
- LARA, J., MOLINA, V. & HOLGADO, M. DEL M. (2014). *Manual de procedimientos para la gestión del riesgo de microcrédito*. Godel S.R.L. ISBN: 978-84-15873-47-1
- LARA, J., RAYO, S. & CAMINO, D. (2010). *La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas*. Editorial de la Universidad de Granada.
- LARRAÍN, C. (2009). *Existe un modelo de microfinanzas en América Latina?* CEPAL - Serie Financiamiento del desarrollo No 220
- LEDGERWOOD, J. (1999). *Microfinance handbook: an institutional and financial perspective*. World Bank, Washington DC.
- LEDGERWOOD, J., EARNE, J., & NELSON, C. (Eds.). (2013). *The new microfinance handbook: A financial market system perspective*. World Bank Publications.
- LEE, T. S., & CHEN, I. F. (2005). A two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 743-752.
- LOUZADA, F., ARA, A., & FERNANDES, G. B. (2016). Classification methods applied to credit scoring: Systematic review and overall comparison. *Surveys in Operations Research and Management Science*, 21(2), 117-134.
- LUOTO, J., MCINTOSH, C., & WYDICK, B. (2007). Credit information systems in less developed countries: A test with

- microfinance in Guatemala. *Economic Development and Cultural Change*, 55(2), 313-334.
- Marco normativo legal y reglamentario vigente sobre la inclusión financiera y las empresas de reducida dimensión económica en el Uruguay
- MCINTOSH, C. & WYDICK, B. (2005). “Competition and Microfinance.” *Journal of Development Economics* 78 (December): 271–98.
- MELGAR, A. (2000) *Pequeñas unidades productivas en Uruguay. Microempresas en la economía uruguaya*. SIPRON Consultores. Montevideo
- MERSLAND, R., & STRØM, R. Ø. (2010). Microfinance mission drift?. *World Development*, 38(1), 28-36.
- MESTER, L. J. (1997). What’s the point of credit scoring?. *Business review*, 3, 3-16.
- MICROFINANCE BAROMETER (2012). 1<sup>st</sup>. Edition [Consulta: 15/07/2018] Recuperado de: <https://www.microfinancegateway.org/sites/default/files/mfg-en-paper-microfinance-barometer-2012-jul-2012.pdf>
- MICROFINANCE BAROMETER (2017). 8<sup>th</sup>. Edition [Consulta: 15/04/2018] Recuperado de: [http://www.convergences.org/wp-content/uploads/2017/09/BMF\\_2017\\_EN\\_FINAL-2.pdf](http://www.convergences.org/wp-content/uploads/2017/09/BMF_2017_EN_FINAL-2.pdf)
- MICROFINANCE BAROMETER (2018). 9<sup>th</sup>. Edition [Consulta: 15/12/2018] Recuperado de: [http://www.convergences.org/wp-content/uploads/2018/09/BMF\\_2018\\_EN\\_VFINALE.pdf](http://www.convergences.org/wp-content/uploads/2018/09/BMF_2018_EN_VFINALE.pdf)
- MILLS, M. (2011). *Introducing Survival and Event History Analysis*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- MINISTERIO DE DESARROLLO SOCIAL -MIDES- (2014). ¿Qué es el índice de carencias críticas? Serie de documentos “*Aportes a la conceptualización de la pobreza y la focalización de las políticas sociales en Uruguay*”. [Consulta: 07/07/2018]

Recuperado de: <http://dinem.mides.gub.uy/61719/que-es-el-indice-de-carencias-criticas-2014>

- MINISTERIO DE ECONOMIA Y FINANZAS -MEF- (2016). *Uruguay: estrategia nacional de promoción de la inclusión financiera y la modernización del sistema de pagos*. [Consulta: 28/03/2018] Recuperado de: <http://inclusiofinanciera.mef.gub.uy/innovaportal/file/19189/1/uruguay--estrategia-promocion-inclusion-financiera.pdf>
- MITTAL, S., GUPTA, P., & JAIN, K. (2011). Neural network credit scoring model for micro enterprise financing in India. *Qualitative Research in Financial Markets*, 3(3), 224-242.
- MORDUCH, J. (2000). The microfinance schism. *World development*, 28(4), 617-629.
- MOTA, J., MOREIRA, A. C., & BRANDÃO, C. (2018). Determinants of microcredit repayment in Portugal: analysis of borrowers, loans and business projects. *Portuguese Economic Journal*, 17(3), 141-171.
- NARAIN, B. (1992). *Survival analysis and the credit granting decision*. En Thomas, L.C., Crook, J.N. and Edelman, D.B., Eds., *Credit Scoring and Credit Control*, OUP, Oxford, 109-121
- NARITA, T., ROJO, F., & MARQUEZ, L. E. (2014). Upscaling with a focus on microfinance institutions' largest market: women entrepreneurs. *Enterprise Development and Microfinance*, 25(3), 201-210.
- OBSERVATORIO DE INCLUSIÓN FINANCIERA -OIF- (2014). *Evolución del sector de Microfinanzas en Uruguay*. [Consulta: 9/07/2017]. Recuperado de: [http://oif.ccee.edu.uy/wp-content/uploads/2015/05/Informe-de-Oferta\\_Diciembre-20141.pdf](http://oif.ccee.edu.uy/wp-content/uploads/2015/05/Informe-de-Oferta_Diciembre-20141.pdf).
- ÓSKARSDÓTTIR, M., BRAVO, C., SARRAUTE, C., BAESENS, B., & VANTHIENEN, J. (2018). *Credit Scoring for Good: Enhancing Financial Inclusion with Smartphone-Based*



- Microlending*. En Thirty Ninth International Conference on Information Systems, San Francisco 2018.
- PAGURA, M. E. (2004). *Client Exit in Microfinance: A Conceptual Framework with Empirical Results from Mali*. En CSAE Conference, Oxford University.
- PANTOJA, P. (2016). *Propuesta de un modelo Logit para evaluar el riesgo crediticio en las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito: Caso de la Caja Municipal de Huancayo, periodo 2011-2015*. Universidad San Ignacio de Loyola. Facultad De Ciencias Empresariales. Economía y Finanzas. Tesis para optar el título profesional de licenciado en Economía y Finanzas.
- PASCALE, R. (2009). *Decisiones financieras*. No. 658.15/. 16. Prentice Hall
- PEROSSA, M. & MARINARO, A. (2014). Relación entre el auge de los microcréditos financieros y el alivio de la pobreza en el escenario latinoamericano. *Revista Global de Negocios* 2(4), 15-24.
- PEROSSA, M., & GIGLER, S. (2015). Modelos microfinancieros latinoamericanos: una experiencia para la inclusión social y el desarrollo. *Cooperativismo & Desarrollo*, 23(106).
- PRESIDENCIA DE LA REPÚBLICA (2013). *Exposicion de motivos. Disposiciones para aumentar la inclusión financiera y el uso de medios de pago electrónicos*. Uruguay.  
[Consulta: 12/11/2016] Recuperado de <https://legislativo.parlamento.gub.uy/temporales/S2014041040-007588340.pdf>
- RAMESH, A., & KUMAR, C. S. (2017). Structure and Intensity Based Approach in Credit Risk Models: A Literature Review. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 7(3), 609-612.
- RAYO, S., LARA, J., & CAMINO, D. (2010). Un modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de



- Basilea II. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 15(28), 89-124.
- REINKE, J. (1998). How to lend like mad and make a profit: A micro-credit paradigm versus the start-up fund in South Africa. *Journal of Development studies*, 34(3), 44-61.
- RIPLEY, B. (1996). *Pattern recognition and neural networks*. Cambridge: Cambridge University Press
- ROBINSON, M. (2001). *The microfinance revolution: Sustainable finance for the poor*. World Bank Publications.
- RÖMER, U., & MUBHOFF, O. (2017). Can agricultural credit scoring for microfinance institutions be implemented and improved by weather data? (No. 1703). *Diskussionspapiere, Department für Agrarökonomie und Rurale Entwicklung*.
- ROSS, S., WESTERFIELD, R. & JAFFE, J. (1997). *Finanzas Corporativas*. Tercera edición. Madrid: McGraw-Hill.
- ROSZBACH, K. (2004). Bank lending policy, credit scoring, and the survival of loans. *The review of economics and statistics*, 86(4), 946-958.
- SAINZ, I. (2017). *El comportamiento financiero de las entidades de microfinanzas: Análisis empírico del crecimiento y de las crisis de morosidad*. Tesis doctoral. Universidad de Cantabria. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Departamento de Administración de Empresas.
- SCHREINER, M. (1999a). The risk of exit for borrowers from a microlender in Bolivia. *Center for Social Development, Washington University in St. Louis, gwbweb. wustl.edu/users/schreiner*.
- SCHREINER, M. (1999b). *A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia*. Microfinance Risk Management and Center for Social Development, Washington University in St. Louis. Unpublished manuscript. [Consulta: 07/07/2017] Recuperado de: <http://www.microfinance.com>.

- SCHREINER, M. (2000). Credit scoring for microfinance: Can it work?. *Journal of Microfinance/ESR Review*, 2(2), 6.
- SCHREINER, M. (2002). Scoring: The next breakthrough in microfinance. *Occasional Paper*, 7.
- SCHREINER, M. (2003). Scoring Drop-out at a Microlender in Bolivia. *Savings and Development*, 27(2), 101-118.
- SCHREINER, M. (2004a). Benefits and Pitfalls of Statistical Credit Scoring for Microfinance. *Savings and Development*. 8(1), 63-86.
- SCHREINER, M. (2004b). Scoring arrears at a microlender in Bolivia. *ESR Review*, 6(2), 65.
- SCHREINER, M. (2005). Can Scoring Help Attract Profit-Minded Investors to Microcredit. In 2005 *Financial Sector Development Conference*, Frankfurt, Germany.
- SERRANO, C., GUTIÉRREZ, B., & REYES, N. (2016). A social and environmental approach to microfinance credit scoring. *Journal of Cleaner Production*, 112, 3504-3513.
- SERRANO, J. (2009). Microfinanzas e instituciones microfinancieras en Colombia. CEPAL. [Consulta: 17/12/2018] Recuperado de: <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/5191>
- SEWA (2013). *Self Employed Women's Association Annual Report*. p. 4. [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: [http://www.sewa.org/pdf/sewa\\_annual\\_report.pdf](http://www.sewa.org/pdf/sewa_annual_report.pdf)
- SEWA BANK (2018a). *History*. SEWA. [Consulta: 02/01/2018] Recuperado de: <https://www.sewabank.com/history.html>
- SEWA BANK (2018b). *Growth profile*. SEWA. [Consulta: 18/07/2018] Recuperado de: <https://www.sewabank.com/growth-profile.html>
- SHARMA, M., & ZELLER, M. (1997). Repayment performance in group-based credit programs in Bangladesh: An empirical analysis. *World Development*, 25(10), 1731-1742.

- SUNDARESAN, S. (Ed.). (2008): "The changing landscape of microfinance". En *Microfinance: Emerging trends and challenges*. Edward Elgar Publishing.
- TAUB, R. (2002). *Replicating microfinance in the United States*. Woodrow Wilson Center Press.
- THOMAS, L. C., EDELMAN, D. B., & CROOK, J. N. (2004). *Readings in credit scoring: foundations, developments, and aims*. Oxford: Oxford University Press.
- TIBSHIRANI, R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 58(1), 267-288.
- TIBSHIRANI, R. (1997). The lasso method for variable selection in the Cox model. *Statistics in medicine*, 16(4), 385-395.
- TKÁČ, M., & VERNER, R. (2016). Artificial neural networks in business: Two decades of research. *Applied Soft Computing*, 38, 788-804.
- TOBIN, J. (1958). Estimation of relationships for limited dependent variables. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 24-36.
- TORRE, B., SAINZ, I., SANFILIPPO, S., & LÓPEZ, C. (2012). Guía sobre microcréditos. *Área de cooperación internacional para el desarrollo*. Universidad de Cantabria.
- VAN GOOL, J., VERBEKE, W., SERCU, P., & BAESENS, B. (2012). Credit scoring for microfinance: is it worth it?. *International Journal of Finance & Economics*, 17(2), 103-123.
- VAPNIK, V. (1998). *Statistical learning theory*. 1998 (Vol. 3). Wiley, New York.
- VERWEIJ, P. J., & VAN HOUWELINGEN, H. C. (1994). Penalized likelihood in Cox regression. *Statistics in medicine*, 13(23-24), 2427-2436.

- VIGANÒ, L. (1993). A credit scoring model for development banks: An African case study. *Savings and Development*, 17 (4), 441–482.
- VOGELGESANG, U. (2003). Microfinance in times of crisis: The effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behavior. *World Development*, 31(12), 2085–2114.
- WEST, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computers & Operations Research* 27.11-12: 1131-1152.
- WHITE, H.; GALLANT, A.; HORNIK, K.; STINCHCOMBE, M. & WOOLDRIDGE, J. (1992). *Artificial neural networks: approximation and learning theory*. Blackwell Publishers, Inc.
- WOMEN AID INTERNATIONAL (2001). *Microcredit: Briefing Paper* (MC/BP/01). [Consulta: 07/07/2018] Recuperado de: <http://www.womenaid.org/press/info/microcredit/micro1.html>
- WOOLDRIDGE, J. M. (2003). *Introducción a la Econometría. Un enfoque moderno*. Thomson Editores Spain Paraninfo S.A. Madrid, España.
- XIAO, N., XU, Q. S., & LI, M. Z. (2016). hdnom: Building Nomograms for Penalized Cox Models with High-Dimensional Survival Data. *bioRxiv*, 065524.
- YANG, Y., NIE, G., & ZHANG, L. (2009). Retail exposures credit scoring models for Chinese commercial banks. *Computational Science–ICCS 2009*, 633-642.
- YAP, B. W., ONG, S. H., & HUSAIN, N. H. M. (2011). Using data mining to improve assessment of credit worthiness via credit scoring models. *Expert Systems with Applications*, 38(10), 13274-13283.
- YU, L., LI, X., TANG, L., ZHANG, Z., & KOU, G. (2015). Social credit: a comprehensive literature review. *Financial Innovation*, 1(1), 6.
- YUNUS, M. (2007). *Banker to the Poor*. Penguin Books India.

- ZELLER, M. (1998). Determinants of repayment performance in credit groups: The role of program design, intragroup risk pooling, and social cohesion. *Economic development and cultural change*, 46(3), 599-620.
- ZHANG, Y., CHI, G., & ZHANG, Z. (2018). Decision tree for credit scoring and discovery of significant features: empirical based on Chinese microfinance for farmers. *Filomat*, 32(5).
- ZOU, H. (2006). The adaptive lasso and its oracle properties. *Journal of the American statistical association*, 101(476), 1418-1429.
- ZOU, H., & HASTIE, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 67(2), 301-320.





---

## ANEXOS

---







## ANEXOS

## ANEXO I - Permiso de reproducción de imágenes

1) Banco Mundial: Demirgüç-Kunt *et al.* (2018)

Asunto: RE: The Global Findex Database 2017 - Measuring Financial Inclusion and the Fintech Revolution: OKR, World Bank Publications  
 De: "Pubrights" <pubrights@worldbank.org>  
 Fecha: Lun, 1 de Octubre de 2018, 10:19 am  
 Para: "mansejas@ccee.edu.uy" <mansejas@ccee.edu.uy>  
 Prioridad: Normal  
 Opciones: [Ver encabezado completo](#) [Vista preliminar](#) [Bajar este mensaje como un archivo](#) [Agregar al inicio](#)

Dear Maria Nela Seijas Giménez,

Thank you for your permission request. I am glad to inform you that World Bank publications copyrighted and solely published by the World Bank are now available under the CC BY 3.0 200 public license:  
<https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/igo/> and the applicable Terms of Use: <https://openknowledge.worldbank.org/terms-of-use> through the World Bank Open Knowledge Repository.

The title of your interest is available here:  
<https://openknowledge.worldbank.org/handle/10780/42550>  
 This page also contains a correct attribution/citation for the title.

The CC BY license lets you copy, distribute, transmit, adapt, and build upon the World Bank work, even commercially, as long as you attribute the World Bank for the original creation in the manner specified by the World Bank, but not in any way that suggests that it endorses you or your use of the work. Please check the World Bank Open Knowledge Repository (OKR) Terms of Use for the required attribution format and the full description of terms under which World Bank copyrighted publications can be used.

Please note the following statement in the OKR Terms of Use:

**"Third Party Content"**

In general, no matter what license applies to each particular work, the member institutions of the World Bank Group do not necessarily own each component of the content included in the works. The World Bank Group therefore does not warrant that the use of any third-party-owned individual component or part contained in the OKR will not infringe on the rights of third parties. The risk of claims resulting from such infringement rests solely with you. If you wish to re-use a component of the work, it is your responsibility to determine whether permission is needed for that re-use and to obtain permission from the copyright owner. If any material has appeared in a World Bank publication as attributed to a third party, permission must be sought from that third party.

Please note that copyright terms listed and explained in the OKR Terms of Use may vary from the previously standard "all Rights Reserved" terms appearing on the copyright page of many World Bank publications.

Best regards,

Marya Revina  
 Publishing Rights Manager

## 2) Springer: Kleinbaum y Klein (2010)

14/12/2018

RightsLink Printable License

### SPRINGER NATURE LICENSE TERMS AND CONDITIONS

Dec 14, 2018

This Agreement between Mrs. Maria Seijas ("You") and Springer Nature ("Springer Nature") consists of your license details and the terms and conditions provided by Springer Nature and Copyright Clearance Center.

License Number	4487711140405
License date	Dec 14, 2018
Licensed Content Publisher	Springer Nature
Licensed Content Publication	Springer eBook
Licensed Content Title	Introduction to Survival Analysis
Licensed Content Author	David G. Kleinbaum, Mitchel Klein
Licensed Content Date	Jan 1, 2012
Type of Use	Thesis/Dissertation
Requestor type	academic/university or research institute
Format	print and electronic
Portion	figures/tables/illustrations
Number of figures/tables/illustrations	1
Will you be translating?	no
Circulation/distribution	501 to 1000
Author of this Springer Nature content	no
Title	La inclusión financiera y el sector de microfinanzas en Uruguay: riesgo de crédito, eficiencia y cuestiones de género
Institution name	Universidad de Santiago de Compostela
Expected presentation date	Mar 2019
Portions	The image corresponds to the theoretical survivor function and it is located in page 10.
Requestor Location	Mrs. Maria Seijas Miguel Barreiro 3281 Apto. 401  Montevideo, Montevideo 11300 Uruguay Attn: Mrs. Maria Seijas
Billing Type	Invoice
Billing Address	Mrs. Maria Seijas Miguel Barreiro 3281 Apto. 401  Montevideo, Uruguay 11300 Attn: Mrs. Maria Seijas
Total	0.00 USD
Terms and Conditions	

### Springer Nature Terms and Conditions for RightsLink Permissions

<https://is100.copyright.com/AppDispatchServlet>

1/3

### 3) INEI (2002)

18/12/2018

CORREO N° 8284 -2018 / INEI - OTD: Consulta reproducción de imagen

De: "Infoinei" <Infoinei@inei.gob.pe>  
 Asunto: CORREO N° 8284 -2018 / INEI - OTD: Consulta reproducción de imagen  
 Fecha: Lun, 17 de Diciembre de 2018, 6:21 pm  
 Para: "mnseijas@ccee.edu.uy" <mnseijas@ccee.edu.uy>

---

CORREO N° 8284 -2018 / INEI - OTD

Señora  
 MARÍA NELA SEIJAS GIMÉNEZ

Es grato saludarle cordialmente y en atención con correo precedente, comunicarle que el Instituto Nacional de Estadística e Informática - INEI autoriza el uso de la información de la página web del INEI (publicaciones, boletines, base de datos, etc.) siempre que se cite la fuente.

Atentamente,

[cid:image001.png@01D495F8.7BESC1F0]

-----Mensaje original-----

De: María Nela Seijas [mailto:mnseijas@ccee.edu.uy] Enviado el: viernes, 14 de diciembre de 2018 18:53 p.m.

Para: Infoinei

Asunto: Consulta reproducción de imagen

Estimados, mi nombre es María Nela Seijas Giménez y soy estudiante del Programa de Doctorado en Economía y Empresa de la Universidad de Santiago de Compostela, España transitando las etapas finales de confección de mi tesis doctoral. Al respecto, quisiera incluir en una imagen incluida en el trabajo de INEI (2002) "Los modelos Logit y Probit en la investigación social. El caso de la Pobreza del Perú en el año 2001" en mi documento final de tesis y a esos efectos solicito su autorización.

Agradezco desde ya sus comentarios

Saludos cordiales,

María Nela Seijas Giménez

Ficheros adjuntos:

untitled-[1.2]
Tamaño: 6.6 k
Tipo: text/html

## 4) Universidad de Granada: Lara (2010)

14/12/2018

La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas

Mostrar el registro sencillo del ítem

## La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas

dc.contributor.advisor	Camino Blasco, David	en_US
dc.contributor.advisor	Rayo Cantón, Salvador ✱	en_US
dc.contributor.author	Lara Rubio, Juan ✱	en_US
dc.contributor.other	Universidad de Granada. Departamento de Economía Financiera y Contabilidad	en_US
dc.date.accessioned	2010-10-18T18:54:21Z	
dc.date.available	2010-10-18T18:54:21Z	
dc.date.issued	2010-10-18T18:54:21Z	
dc.date.submitted	2010	en_US
dc.identifier.uri	<a href="http://hdl.handle.net/10481/5648">http://hdl.handle.net/10481/5648</a>	
dc.description.sponsorship	Tesis Univ. Granada. Departamento de Economía Financiera y Contabilidad. Leída el 28 de junio de 2010	en_US
dc.format.mimetype	application/pdf	en_US
dc.language.iso	es	en_US
dc.publisher	Granada: Universidad de Granada	en_US
dc.rights	Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivs 3.0 License	
dc.rights.url	<a href="http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/">http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/</a>	
dc.subject	Economía financiera	en_US
dc.subject	Crédito ✱	en_US
dc.subject	Finanzas ✱	en_US
dc.title	La gestión del riesgo de crédito en las instituciones de microfinanzas	en_US
dc.type	info-eu-repo/semantics/doctoralThesis	en_US

## Ficheros en el ítem

<http://digibug.ugr.es/handle/10481/5648?show=full>

1/2

This page is available in the following languages:



## Creative Commons License Deed

**Attribution-NonCommercial-NoDerivs 3.0  
Unported (CC BY-NC-ND 3.0)**

This is a human-readable summary of (and not a substitute for) the [license](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/).

### You are free to:

**Share** — copy and redistribute the material in any medium or format

The licensor cannot revoke these freedoms as long as you follow the license terms.

### Under the following terms:

**Attribution** — You must give appropriate credit, provide a link to the license, and indicate if changes were made. You may do so in any reasonable manner, but not in any way that suggests the licensor endorses you or your use.

**NonCommercial** — You may not use the material for commercial purposes.

**NoDerivatives** — If you remix, transform, or build upon the material, you may not distribute the modified material.

**No additional restrictions** — You may not apply legal terms or technological measures that legally restrict others from doing anything the license permits.

### Notices:

You do not have to comply with the license for elements of the material in the public domain or where your use is permitted by an applicable exception or limitation.

No warranties are given. The license may not give you all of the permissions necessary for your intended use. For example, other rights such as publicity, privacy, or moral rights may limit how you use the material.



## ANEXO II – Formularios a presentar por emprendimientos ante PFEP-MIDES

### 1) Formulario de emprendimientos



#### FORMULARIO Nº 1: DE IDENTIFICACIÓN DEL EMPRENDIMIENTO

##### A. IDENTIFICACIÓN DEL EMPRENDIMIENTO

1. Nombre del emprendimiento

##### Ubicación.

2. Departamento

3. Ciudad / localidad

4. Barrio

5. Domicilio

6. 6.1- Teléfono fijo

6.2- Celular

7. Correo electrónico:

##### Actividad.

8. ¿Actualmente está vendiendo su producto o servicio?

SI ☐

NO ☐

9. ¿Cuál es la actividad que desarrolla?

10. ¿Cuáles son los productos o servicios que vende?

##### Integrantes del emprendimiento.

11. Emprendedores

##### EMPRENDEDOR REFERENTE

Primer Nombre	Primer Apellido	Teléfonos	Cédula de Identidad	Edad

##### OTROS EMPRENDEDORES

Primer Nombre	Primer Apellido	Teléfonos	Cédula de Identidad	Edad

12. En caso de tener empleados indique:

Primer Nombre	Primer Apellido	Teléfonos	Cédula de Identidad	Edad

**B. CARACTERÍSTICAS DEL EMPRENDIMIENTO**

1. ¿Desde qué fecha el emprendimiento se encuentra en funcionamiento?	
Mes	Año
<input type="text"/>	<input type="text"/>
2. El emprendimiento es:	
<input type="checkbox"/>	Individual
<input type="checkbox"/>	Familiar (todos los emprendedores viven en el mismo hogar)
<input type="checkbox"/>	Grupal (ninguno de los emprendedores vive en el mismo hogar)
<input type="checkbox"/>	Mixto (hay emprendedores que viven en el mismo hogar y otros no)
3. El local utilizado por el emprendimiento es:	
<input type="checkbox"/>	Propio de alguno de los emprendedores.
<input type="checkbox"/>	Alquilado.
<input type="checkbox"/>	En comodato, cedido, prestado.
<input type="checkbox"/>	Otros (especificar) .....
4. ¿Dónde se encuentra ubicado este local?:	
<input type="checkbox"/>	En la vivienda de alguno de los emprendedores.
<input type="checkbox"/>	En el mismo predio pero aparte de la vivienda.
<input type="checkbox"/>	En un lugar aparte de los predios de los emprendedores.
5. ¿Actualmente llevan algún registro de ingresos y gastos del emprendimiento?	
<input type="checkbox"/>	NO. No tenemos ningún registro.
<input type="checkbox"/>	Algunas veces registramos y otras no.
<input type="checkbox"/>	SI. Tenemos un registro completo de ingresos y gastos.
6. ¿El emprendimiento actualmente se encuentra inscripto en BPS o DGI?	
SI <input type="checkbox"/>	NO <input type="checkbox"/>
7. ¿El emprendimiento cuenta con los permisos o habilitaciones necesarias a nivel municipal o nacional (bromatología, permisos de pesca, etc.)?.	
<input type="checkbox"/>	SI <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/>	NO <input type="checkbox"/>
<input type="checkbox"/>	NO NECESITA <input type="checkbox"/>

**C. VÍNCULOS E INSERCIÓN LOCAL DEL EMPRENDIMIENTO**

1. ¿Cuál es la Institución que oficia como Aval del emprendimiento?.		
2. Indique las Organizaciones, Instituciones u otros emprendimientos con los que se han relacionado o se relacionan actualmente:		
Nombre	¿Para qué se relacionaron?	¿Desde cuándo?
<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
3. Explique las razones por las cuales piensa que su emprendimiento es importante para la zona o localidad donde se desarrolla.		
<input type="text"/>		



**Acceso a financiamiento.**

En caso de que el emprendimiento haya recibido anteriormente algún apoyo económico indique:

4. ¿De qué Institución o persona?				
5. ¿En qué fecha recibió dicho apoyo y cuál fue el importe total (en pesos)?				
Mes	Año	Importe Total	Cantidad de Cuotas	Importe de la cuota
6. ¿Le quedan cuotas por pagar? <input type="checkbox"/> SI ¿Cuántas cuotas le quedan por pagar? _____ ¿De qué monto? _____ <input type="checkbox"/> NO				
7. ¿Para qué fue utilizado el apoyo?				

**D. COSTOS DE PRODUCCIÓN Y VENTAS****Proceso productivo.**

1. Nombre las distintas etapas del proceso de producción del emprendimiento o de la actividad que desarrolla.
2. ¿La producción es sazonal o estacional? ¿Cuáles son los meses de mayor actividad?

**Costos.**

3. ¿A quiénes compran las materias primas, insumos o mercaderías que utilizan en la producción o ventas? ¿En los meses de mayor actividad del emprendimiento, cuánto le cuestan esas compras?			
Nombre	Localidad	¿Qué compra?	Importe (\$)

4. Indique, en el cuadro que sigue, los **costos promedios mensuales** del emprendimiento:

TIPO DE COSTO	RUBRO	MENSUALES
<b>COSTOS FIJOS</b>	Alquiler	\$
	UTE, OSE, ANTEL, Gas	\$
	Combustible o Transporte	\$
	Costos Administrativos	\$
	Aportes sociales (BPS)	\$
	Impuestos (DGI)	\$
	Seguros	\$
	Cuotas de otros préstamos	\$
	Otros costos fijos	\$
	<b>TOTAL COSTOS FIJOS</b>	<b>\$</b>
<b>COSTOS VARIABLES</b>	Materia prima	\$
	Insumos	\$
	Otros	\$
	<b>TOTAL COSTOS VARIABLES</b>	<b>\$</b>
<b>TOTAL COSTOS</b>		<b>\$</b>

**Ventas.**

5. ¿Cuáles son los meses de mayores ventas?

6. ¿Cuál es el promedio mensual (en \$) de las ventas en esos meses?

7. ¿Cuál es el promedio mensual de ventas (en \$) en el resto del año?

8. ¿Complementan los ingresos del emprendimiento cuando bajan las ventas? ¿Cómo?

9. ¿Piensan aumentar las ventas mensuales en los próximos meses? ¿Cuánto? ¿Cómo?

**Precios y Costos unitarios del producto o servicio.**

10.	Producto o servicio	Costo variable por unidad (Gasto en materia prima o materiales por unidad de producto o servicio)	Precio de venta por unidad	Cantidades vendidas por mes
Producto 1				
Producto 2				
Producto 3				
Producto 4				
Producto 5				
Producto 6				

**E. MERCADO**

1. ¿A quiénes les venden actualmente los productos o servicios?
2. ¿En qué lugar los venden?
3. Si existen otros lugares donde podría vender sus productos o servicios indique cuáles:
4. ¿Cuáles son sus competidores?
5. ¿Qué diferencias tienen o pueden llegar a tener sus productos o servicios de los de sus competidores?

**F. FORTALEZAS Y DEBILIDADES DEL EMPRENDIMIENTO**

1. ¿Cuáles piensan que son los puntos FUERTES del emprendimiento?
2. ¿Cuáles piensan que son los puntos DÉBILES del emprendimiento?
3. ¿Los miembros del emprendimiento han recibido capacitaciones relacionadas al emprendimiento?
4. Resuma brevemente la experiencia en tareas relacionadas al emprendimiento.

**G. CAPITAL****Capital del emprendimiento.**

1. Detalle a continuación la infraestructura, maquinaria, equipos, herramientas, materia prima u otro capital con que cuenta actualmente el emprendimiento:

Concepto o Rubro	Detalle	Importe (\$)
Infraestructura		
Equipos		
Herramientas		
Materia prima		
Otros		



CAPITAL SOLICITADO

2. Ahora detalle la solicitud que el emprendimiento realiza al Mides:

Concepto o Rubro	Detalle	Importe (\$)
Infraestructura		
Equipos		
Herramientas		
Materia prima		
Otros		

**Pertinencia de la Solicitud.**

3. ¿Por qué entiende necesaria la solicitud? ¿En qué cosas cambia el emprendimiento con la incorporación de lo solicitado?

**H. PROPUESTA DE DEVOLUCIÓN**

1. ¿Cuál es el monto máximo que considera que podría devolver por mes?

2. En caso de optar por devolver un porcentaje en bienes y servicios indique la Institución destinataria.

3. En caso de devolver un porcentaje en tributos indique el tipo (BPS, DGI, Bromatología, otros).

**¿Cómo o a través de quien se enteró de la existencia de este Programa?**

**Doy Fe de la veracidad de la información suministrada en este formulario:**

Fecha \_\_\_\_\_ Firma del emprendedor referente: \_\_\_\_\_

**Penalidades:** En caso de falsedad, ocultamiento o adulteración de este Formulario, incurre en responsabilidad civil y penal castigada según lo dispuesto en el artículo 239 del Código Penal.

Si tiene dudas de cómo llenar este formulario,  
comuníquese con el Programa:  
mail: [desarrollolocal@mides.gub.uy](mailto:desarrollolocal@mides.gub.uy)  
Tel: 2400 0302 internos 1550/1555  
Oficinas Territoriales del Interior y Montevideo

## 2) Formulario de integrantes de emprendimientos

### FORMULARIO Nº 2: DE INSCRIPCIÓN A PROGRAMA APOYO EMPRENDIMIENTOS

Emprendedor: \_\_\_\_\_ Emprendimiento \_\_\_\_\_

(La información contenida en este formulario es de uso exclusivo del programa no afectando la participación en otros programas o beneficios del MIDES)

#### A. INFORMACIÓN DE CONTACTO del EMPRENDEDOR y su FAMILIA

Departamento:		Localidad:		Paraje o barrio: (Si es asentamiento indicar nombre)			
Calle:	Nº de puerta:			Bis:	Apto:	Manzana:	Solar:
Referencia para llegar:	Torre:		Block:	Unidad:	Ruta:	Kilómetro:	
	Entre 1:						Entre 2:
Complejo habitacional:	Celular:	Teléfono:		Indicar si el teléfono es: 1. Propio    2. Vecino 3. Trabajo    4. Otro			
Observaciones:							

B. IDENTIFICACIÓN DE LAS PERSONAS QUE INTEGRAN EL HOGAR

Comenzar por el emprendedor referente.

Nº	1. Cédula Identidad	2. Primer Apellido	3. Segundo Apellido	4. Primer Nombre	5. Segundo Nombre	6. Fecha de nacimiento			7. Edad en años cumplidos	8. Sexo 1 Hombre 2 Mujer	9. Parentesco con el emprendedor (*)	10. Ascendencia (**)
1						día	mes	año		1 2		
2										1 2		
3										1 2		
4										1 2		
5										1 2		
6										1 2		
7										1 2		
8										1 2		
9										1 2		
10										1 2		

(\*)

1. Empleado  
2. Espos(a) o  
compañero(a)

3. Hijo de ambos  
4. Hijo solo del jefe  
5. Hijo solo del cónyuge

6. Yerno o nuera  
7. Nieto(a)  
8. Padres o suegros  
9. Otro pariente

10. Servicio doméstico o familiar de éste  
11. No pariente  
12. Hermano

(\*\*) ascendencia

- 1- Otro  
2- Indígena  
3- Blanca  
4- Otra

C. DATOS PERSONALES de la FAMILIA

1. IDENTIFICACIÓN		2. EDUCACIÓN				3. SALUD			4. SITUACIÓN LABORAL	5. INGRESOS			
Nombre	Asiste	Asistió	Max. Nivel (ver códigos*)	Años aprob	Donde se atiende (ver códigos **)	Discapacidad si/no	Aclaraciones	Ver códigos abajo (***)	Salarios	AFAM	Pensiones	Otros	
1													
2													
3													
4													
5													
6													
7													
8													
9													
10													

Educación (*) Códigos:	Atención de salud (**) Códigos:	Situación Laboral (***) Códigos
1. Preescolar 2. Primaria 3. Secundaria 4. Enseñanza técnica con Secundaria completa 5. Enseñanza técnica con 1er Ciclo de Secundaria (CB) 6. Enseñanza técnica con Primaria completa 7. Enseñanza técnica sin exigencias previas 8. Militar 9. Policial 10. Magisterio o Profesorado 11. Universidad o similar	1. MSP 2. Hospital de Clínicas 3. Sanidad Policial 4. Sanidad Militar 5. Policlínica Municipal 6. Área de Salud del BPS (Assign. Familiares 7. Mutualista 8. Otra institución privada (Seguros privados)	1. Ocupado 2. Desocupado 3. Jubilado 4. Pensionista 5. Quehaceres del hogar 6. Rentista 7. Otro inactivo

**D CARACTERÍSTICAS DEL HOGAR Y LA VIVIENDA**Tipo de hogar: ☐ 1, Montevideo ☐ 2, Urbano ☐ 3, Rural**El emprendedor y su familia: residen en una vivienda**Particular ☐ Colectiva ☐**33. Con respecto a la vivienda en que habitan, ¿este hogar es:****Propietario:**

- De la vivienda y el terreno y la está pagando ..... ☐
- De la vivienda y el terreno y ya la pagó ..... ☐
- Solamente de la vivienda y la está pagando ..... ☐
- Solamente de la vivienda y ya la pagó ..... ☐
- Inquilino o arrendatario de la vivienda ..... ☐
- Ocupante con relación de dependencia ..... ☐
- Ocupante gratuito ..... ☐
- Ocupante sin permiso del propietario (Asentamiento irregular) ..... ☐

**34. ¿Cuál es el número total de habitaciones de este hogar, sin considerar baño y cocina?****35. ¿Cuántas habitaciones son utilizadas en este hogar para dormir?****36. ¿La vivienda en la que ustedes habitan tiene baño?**

- Sí, con cisterna ..... ☐
- Sí, sin cisterna ..... ☐
- No (pase a la pregunta 38) ..... ☐

**37. La evacuación del baño se realiza a:**

- Red general ..... ☐
- Fosa séptica, pozo negro ..... ☐
- Entubado hacia el arroyo ..... ☐
- Otro (superficie, etc.) ..... ☐

**38. En este hogar, ¿hay algún lugar apropiado para cocinar, con piletta y canilla?**

- Sí, privado de este hogar ..... ☐
- Sí, compartido con otros hogares ..... ☐
- No hay ..... ☐

**39. ¿Cuál es la principal fuente de energía utilizada por este hogar para cocinar?**

- Energía eléctrica (UTE) ..... ☐
- Energía eléctrica (grupo electrógeno) ..... ☐
- Supergás ..... ☐
- Queroseno ..... ☐
- Leña ..... ☐
- Ninguna ..... ☐

**40. ¿Este hogar cuenta con los siguientes elementos de confort en funcionamiento?**

SI NO

- Calefón o termofón ..... 1 2
- Refrigerador (con o sin freezer) ..... 1 2
- TV por cable o conexión TV para abonados ..... 1 2
- Video casetero o reproductor DVD ..... 1 2
- Lavarropas ..... 1 2
- Lavavajillas ..... 1 2
- Horno microondas ..... 1 2
- Computadora (incluye portátil) ..... 1 2
- Computadora Plan Ceibal ..... 1 2
- Conexión a Internet ..... 1 2
- Teléfono fijo ..... 1 2
- Teléfono celular ..... 1 2
- Automóvil o camioneta de uso exclusivo ..... 1 2
- Contador OSE ..... 1 2
- Tiene convenio? ..... 1 2
- Contador UTE ..... 1 2
- Tiene convenio? ..... 1 2

**41. ¿Este hogar o algún integrante del mismo cobró en algún momento el Ingreso Ciudadano (PANES)?**

- Sí ..... ☐
- No ..... ☐
98. Ns/nc ..... ☐

**MATERIALES DE LA VIVIENDA****42. El material predominante en el techo es:**

- Planchada de hormigón con protección (tejas u otros) ..... ☐
- Planchada de hormigón sin protección ..... ☐
- Liviano con cielorraso (chapa de zinc, etc.) ..... ☐
- Liviano sin cielorraso (chapa de zinc, etc.) ..... ☐
- Quincha ..... ☐
- Materiales de desecho ..... ☐

**43. El material predominante de los pisos es:**

- Cerámica, parquet, moquete, linóleo ..... ☐
- Baldosas calcáreas ..... ☐
- Alisado de hormigón ..... ☐
- Sólo contrapiso sin piso ..... ☐
- Tierra sin piso ni contrapiso ..... ☐

**44. El material predominante en las paredes externas es:**

- Ladrillos, ticholos o bloques terminados ..... ☐
- Ladrillos, ticholos o bloques sin terminar ..... ☐
- Materiales livianos con revestimiento ..... ☐
- Materiales livianos sin revestimiento ..... ☐
- Adobe ..... ☐
- Materiales de desecho ..... ☐

**45. El estado de conservación de la vivienda es:**

- Buena ..... ☐
- Necesita reparaciones pequeñas ..... ☐
- Necesita reparaciones importantes ..... ☐
- Vivienda ruínosa ..... ☐

**46. El estado de terminación de la vivienda es:**

- Buena ..... ☐
- Con detalles de terminación ..... ☐
- Con carencias de terminación ..... ☐
- Vivienda en construcción ..... ☐



47. La vivienda tiene alguno de los siguientes problemas:	SI	NO
Humedades en techo .....	1	2
Goteras en techo .....	1	2
Muros agrietados .....	1	2
Puertas o ventanas en mal estado .....	1	2
Grietas en pisos .....	1	2
Caída de revoque en paredes o techos .....	1	2
Cielorrasos desprendidos .....	1	2
Poca luz solar .....	1	2
Escasa ventilación .....	1	2
Se inunda cuando llueve .....	1	2
Peligro de derrumbe .....	1	2
Humedades en los cimientos .....	1	2

Observaciones:

¿Algo que quiera agregar?

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....

.....



### Anexo III – Resultados modelos de supervivencia

**Tabla I.** Resultados modelos de Cox penalizado (AENET, ENET, LASSO y ALASSO)

Variable	AENET	ENET	LASSO	ALASSO
[nrocuota]	0.039	0.028	0.037	0.039
[lnimporteoper]	-	0.001	-	-
[lnvalorcuota]	0.000	-0.002	0.000	-
[cuotas_morosas]	0.096	0.094	0.093	0.096
[porc_subs_1]	0.026	0.026	0.025	0.026
[porc_subs_2]	0.003	0.004	0.003	0.004
[edad_cred]	-0.018	-0.018	-0.017	-0.018
[sect_act2]	0.623	0.486	0.459	0.629
[sect_act3]	0.869	0.732	0.711	0.877
[sect_act4]	0.819	0.675	0.648	0.830
[tipo_emprendedor2]	-0.123	-0.113	-0.107	-0.119
[region2]	-0.150	-0.126	-0.077	-0.151
[region3]	-0.109	-0.084	-0.029	-0.109
[region4]	-0.254	-0.228	-0.188	-0.256
[region5]	-0.255	-0.233	-0.182	-0.255
[region6]	-0.078	-0.057	-	-0.075
Best alfa	0.05	0.05	Se asume 0	Se asume 0
Best lambda	0.01765	0.00862	0.00304	0.00280
ROC (C-INDEX) at 90%	0.624	0.603	0.603	0.594
AIC	-92.094	-90.005	-92.643	-93.703
BIC	-14.256	-7.003	-19.973	-21.034

Notas: Best alfa y Best lambda representan los coeficientes de intensidad de la penalización. ROC (C-index) es la probabilidad de concordancia entre la supervivencia predicha y la real. AIC es el criterio de información de Akaike y BIC es el criterio de información bayesiano.

Fuente: elaboración propia